



**FACULTAD DE CIENCIAS DEL MAR Y AMBIENTALES**  
**DEPARTAMENTO DE BIOLOGÍA**

**Evaluación del efecto de los componentes climáticos y  
económicos en la producción pesquera de pequeños pelágicos  
en el Golfo de Cádiz bajo un enfoque macroecológico**

Jairo Castro Gutiérrez  
Puerto Real, septiembre 2020


A handwritten signature in blue ink, consisting of a series of loops and strokes, positioned above the title of the work.

**TRABAJO FIN DE MÁSTER (PERFIL INVESTIGADOR)**  
**MÁSTER UNIVERSITARIO EN ACUICULTURA Y PESCA**



**Evaluación del efecto de los componentes climáticos y económicos en la producción  
pesquera de pequeños pelágicos en el Golfo de Cádiz bajo un enfoque  
macroecológico**

Memoria presentada por Jairo Castro Gutiérrez para la obtención del  
Título de Máster Universitario en Acuicultura y Pesca  
(Perfil Investigador)



Fdo.: Jairo Castro Gutiérrez

Puerto Real, septiembre 2020

TRABAJO FIN DE MÁSTER (PERFIL INVESTIGADOR)  
MÁSTER UNIVERSITARIO EN ACUICULTURA Y PESCA



Dr. **José Carlos Báez**, Investigador Titular del IEO (Instituto Español de Oceanografía) y Profa. Dra. **Remedios Cabrera-Castro** del Departamento de Biología de la Facultad de Ciencias del Mar y Ambientales de la Universidad de Cádiz como tutores del Trabajo Fin de Máster titulado *“Evaluación del efecto de los componentes climáticos y económicos en la producción pesquera de pequeños pelágicos en el Golfo de Cádiz bajo un enfoque macroecológico”*, realizada por D. **Jairo Castro Gutiérrez**,

**INFORMAN:** que el trabajo presentado en la presente memoria se ha llevado a cabo bajo nuestra tutorización.

Y para que así conste firmamos el presente informe en Puerto Real, septiembre 2020.

Firma de los Tutores



Fdo.: José Carlos Báez



Fdo.: Remedios Cabrera-Castro

**TRABAJO FIN DE MÁSTER (PERFIL INVESTIGADOR)**  
**MÁSTER UNIVERSITARIO EN ACUICULTURA Y PESCA**



## Agradecimientos

*Este Trabajo de Fin de Máster pone fin a una etapa como estudiante para dar paso a otra en la que uno se siente algo más parecido a un investigador. Por lo tanto, para cerrar ciclos y como decía mi abuela, es de bien nacidos ser agradecido.*

*En primer lugar, y por estar en primera línea de batalla conmigo, quiero agradecer a mis tutores de este trabajo, el doctor José Carlos Báez, del Instituto Español de Oceanografía, y la doctora Remedios Cabrera-Castro, de la Universidad de Cádiz, por su orientación y apoyo en cada momento transcurrido desde el inicio de este trabajo. Por todas las sugerencias, ánimos e información que me han aportado para que, en una situación de pandemia mundial, hayan conseguido que la modalidad de tutorización online no haya tenido nada que envidiar a la presencial. A raíz de esto mismo, agradecer al doctor Alejandro Merlo, Coordinador del Máster en Acuicultura y Pesca, su ayuda para que la colaboración con el IEO fuese posible.*

*A la doctora Ivone Czerwinski, por ser prácticamente otra tutora, por toda su ayuda y orientación con los modelos y R, y a Víctor Sanz-Fernández por resolver todas esas dudas puntuales de una manera tan completa.*

*A todos los profesores de la Universidad de Cádiz por la cercanía y labor docente para que este año consiga todas las competencias adquiridas.*

*A Juan Pérez de Rubín, por su orientación y por haber hecho de mentor, por guiarme en este camino tan bonito que es la ciencia marina y por haberme dado la motivación y tranquilidad necesaria para que todo fluyera mejor siempre.*

*A mis compañeros del Máster y a todos mis amigos, tanto a los que hoy siguen ofreciéndome su hombro como a los que un día me lo ofrecieron, por ser parte del camino. Sin tantas risas esto no habría sido igual. Especialmente a los de toda la vida, Alex y Pardo.*

*A todo ser querido que haya estado apoyándome y animándome durante los momentos buenos y los no tan buenos. A todo aquel que me ha ofrecido su hombro. A todo aquel que me ha acompañado en todo o en parte del trayecto.*

*Por último, pero no menos importante, a mi familia, por tanto sacrificio. Esto solo ha salido adelante porque he tenido su apoyo y su ayuda cuando lo he necesitado. No puedo estar más agradecido de lo que tengo, porque me ha convertido hoy en quien soy.*

*Ningún pájaro puede volar sin una de sus alas y todos ellos son mi ala izquierda.  
Mi esfuerzo, motivación y perseverancia, todo yo, es mi ala derecha. Sin una de las dos  
alas no podría haber volado tan alto.*

*Gracias de corazón,  
Jairo.*



# Índice de contenidos

<b>I. RESUMEN.....</b>	<b>1</b>
<b>II. ABSTRACT .....</b>	<b>2</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>3</b>
1.1. Pequeños pelágicos del Golfo de Cádiz .....	4
1.2. Principales oscilaciones climáticas en el hemisferio norte .....	8
1.3. Efecto bioeconómico.....	11
<b>2. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS.....</b>	<b>13</b>
2.1. Hipótesis.....	13
2.2. Objetivos.....	13
<b>3. MATERIAL Y MÉTODOS .....</b>	<b>14</b>
3.1. Aspectos generales.....	14
3.1.1. Descripción del área de estudio: Golfo de Cádiz .....	14
3.1.2. Datos pesqueros .....	14
3.1.3. Índices climáticos.....	15
3.1.4. Análisis estadístico.....	16
3.2. Modelos estadísticos .....	17
3.2.1. Selección de variables explicativas .....	18
3.2.2. Verificación de los modelos .....	19
<b>4. RESULTADOS.....</b>	<b>20</b>
4.1. Análisis exploratorio .....	20
4.1.1. Boquerón .....	20
4.1.2. Sardina .....	22
4.1.3. Caballas.....	23
4.2. Modelos estadísticos .....	25
4.2.1. Boquerón .....	26
4.2.2. Sardina .....	30
4.2.3. Caballas.....	33
<b>5. DISCUSIÓN .....</b>	<b>37</b>
5.1. Boquerón.....	37
5.2. Sardina.....	40
5.3. Caballas.....	44
5.4. Efecto del cambio climático sobre las pesquerías .....	47
<b>6. CONCLUSIONES .....</b>	<b>49</b>
<b>7. BIBLIOGRAFÍA .....</b>	<b>50</b>
<b>8. ANEXOS .....</b>	<b>58</b>

## Índice de figuras

FIGURA 1: IMAGEN DE UN BOQUERÓN ( <i>ENGRAULIS ENCRASICOLUS</i> ). FUENTE: <a href="https://pujadosolano.com/">HTTPS://PUJADOSOLANO.COM/</a> .....	5
FIGURA 2. IMAGEN DE LA SARDINA EUROPEA ( <i>SARDINA PILCHARDUS</i> ). FUENTE: <a href="http://www.lorpefish.com/es/pescado-pelagico-congelado/30-sardina.html">HTTP://WWW.LORPEFISH.COM/ES/PESCADO-PELAGICO-CONGELADO/30-SARDINA.HTML</a> .....	6
FIGURA 3. IMAGEN COMPARATIVA DE LAS DOS ESPECIES DE CABALLA CAPTURADAS EN EL GOLFO DE CÁDIZ: <i>SCOMBER SCOMBRUS</i> (IZQUIERDA DEL LECTOR) Y <i>SCOMBER COLIAS</i> (DERECHA DEL LECTOR).....	8
FIGURA 4. FASES DE LA NAO. NAO POSITIVA (I): PRESIONES DEL ALTA SUBTROPICAL Y DE LA BAJA POLAR INTENSIFICADAS. NAO NEGATIVA (II): PRESIONES DEL ALTA SUBTROPICAL Y DE LA BAJA POLAR DÉBILES. TOMADO DE STENSETH ET AL. (2003).....	10
FIGURA 5. FASES DE LA AO. FASE POSITIVA A LA IZQUIERDA Y FASE NEGATIVA A LA DERECHA. TOMADO DE: LEONE Y PELINO (2014).....	11
FIGURA 6. ESQUEMA CONCEPTUAL DE LOS OBJETIVOS PLANTEADOS EN ESTE ESTUDIO. ....	13
FIGURA 7. GOLFO DE CÁDIZ (SUBDIVISIÓN IXa, SUDOESTE DE ESPAÑA). EXTRAÍDO DE: SILVA ET AL., 2002. ....	14
FIGURA 8. SERIE TEMPORAL DESDE 1985 HASTA 2017 DE DESCARGAS (A), VALOR ANUAL OBTENIDO (B) Y PRECIO MEDIO ANUAL RELATIVIZADO (C) DE BOQUERÓN. LAS LÍNEAS ROJAS REPRESENTAN LOS PERÍODOS IDENTIFICADOS POR EL ANÁLISIS DE PUNTOS DE CAMBIO MÚLTIPLE. ....	21
FIGURA 9. SERIE TEMPORAL DESDE 1985 HASTA 2017 DE DESCARGAS (A), VALOR ANUAL OBTENIDO (B) Y PRECIO MEDIO ANUAL RELATIVIZADO (C) DE SARDINA. LAS LÍNEAS ROJAS REPRESENTAN LOS PERÍODOS IDENTIFICADOS POR EL ANÁLISIS DE PUNTOS DE CAMBIO MÚLTIPLE. ....	23
FIGURA 10. SERIE TEMPORAL DESDE 1985 HASTA 2017 DE DESCARGAS (A), VALOR ANUAL OBTENIDO (B) Y PRECIO MEDIO ANUAL RELATIVIZADO (C) DE CABALLAS. LAS LÍNEAS ROJAS REPRESENTAN LOS PERÍODOS IDENTIFICADOS POR EL ANÁLISIS DE PUNTOS DE CAMBIO MÚLTIPLE. ....	25
FIGURA 11. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LAS DESCARGAS DE BOQUERÓN JUNTO AL VALOR DE LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS SELECCIONADAS EN EL MODELO GLM (GLM.082). TODAS LAS VARIABLES TIENEN REALIZADA LA MEDIA MÓVIL. ....	39
FIGURA 12. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LAS DESCARGAS DE SARDINA JUNTO AL VALOR DE LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS SELECCIONADAS EN EL MODELO GLM (GLM.095). TODAS LAS VARIABLES TIENEN REALIZADA LA MEDIA MÓVIL. ....	42
FIGURA 13. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE LAS DESCARGAS DE CABALLAS JUNTO AL VALOR DE LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS SELECCIONADAS EN EL MODELO GAM (GAM.033). TODAS LAS VARIABLES TIENEN REALIZADA LA MEDIA MÓVIL. ....	46

## **Índice de tablas**

TABLA 1. SINOPSIS DE LAS VARIABLES UTILIZADAS EN EL PRESENTE ESTUDIO. ....	16
TABLA 2. RESULTADOS NUMÉRICOS DEL ANÁLISIS DE PUNTOS DE CAMBIO MÚLTIPLE PARA EL BOQUERÓN. ....	21
TABLA 3. RESULTADOS NUMÉRICOS DEL ANÁLISIS DE PUNTOS DE CAMBIO MÚLTIPLE PARA LA SARDINA. ....	22
TABLA 4. RESULTADOS NUMÉRICOS DEL ANÁLISIS DE PUNTOS DE CAMBIO MÚLTIPLE PARA LAS CABALLAS. ....	24
TABLA 5. SINOPSIS DE LOS MODELOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON TRAS LA SELECCIÓN DE VARIABLES EXPLICATIVAS USANDO LAS DESCARGAS DE BOQUERÓN COMO VARIABLE RESPUESTA Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE: 0 (**), 0,001 (**), 0,01 (*) Y 0,05 (#). ....	26
TABLA 6. SINOPSIS DE LOS MODELOS BIOECONÓMICOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON USANDO EL PRECIO MEDIO ANUAL DE SARDINA COMO VARIABLE RESPUESTA, JUNTO CON LAS DESCARGAS DE BOQUERÓN Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS PREVIAMENTE SELECCIONADOS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. EL ASTERISCO INDICA UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE 0,01 (*). ....	27
TABLA 7. SINOPSIS DE LOS MODELOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON TRAS LA SELECCIÓN DE VARIABLES EXPLICATIVAS USANDO LAS DESCARGAS DE BOQUERÓN COMO VARIABLE RESPUESTA Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE: 0 (**), 0,01 (*). ....	28
TABLA 8. SINOPSIS DE LOS MODELOS BIOECONÓMICOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON USANDO EL PRECIO MEDIO ANUAL DE BOQUERÓN COMO VARIABLE RESPUESTA, JUNTO CON LAS DESCARGAS DE BOQUERÓN Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS PREVIAMENTE SELECCIONADOS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE: 0 (**), 0,05 (#). ....	29
TABLA 9. SINOPSIS DE LOS MODELOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON TRAS LA SELECCIÓN DE VARIABLES EXPLICATIVAS USANDO LAS DESCARGAS DE SARDINA COMO VARIABLE RESPUESTA Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE: 0 (**), 0,001 (**), 0,01 (*) Y 0,05 (#). ....	30
TABLA 10 SINOPSIS DE LOS MODELOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON TRAS LA SELECCIÓN DE VARIABLES EXPLICATIVAS USANDO LAS DESCARGAS DE SARDINA COMO VARIABLE RESPUESTA Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE: 0 (**), 0,001 (**), 0,01 (*) Y 0,05 (#). ....	31
TABLA 11. SINOPSIS DE LOS MODELOS BIOECONÓMICOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON USANDO EL PRECIO MEDIO ANUAL DE SARDINA COMO VARIABLE RESPUESTA, JUNTO CON LAS DESCARGAS DE SARDINA Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS PREVIAMENTE SELECCIONADOS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE: 0 (**), 0,001 (**) Y 0,01 (*).....	32
TABLA 12. SINOPSIS DE LOS MODELOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON TRAS LA SELECCIÓN DE VARIABLES EXPLICATIVAS USANDO LAS DESCARGAS DE CABALLAS COMO VARIABLE RESPUESTA Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE: 0 (**), 0,001 (**) Y 0,05 (#). ....	33
TABLA 13. SINOPSIS DE LOS MODELOS BIOECONÓMICOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON USANDO EL PRECIO MEDIO ANUAL DE SARDINA COMO VARIABLE RESPUESTA, JUNTO CON LAS DESCARGAS DE SARDINA Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS PREVIAMENTE SELECCIONADOS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE 0,001 (**). ....	34
TABLA 14. SINOPSIS DE LOS MODELOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON TRAS LA SELECCIÓN DE VARIABLES EXPLICATIVAS USANDO LAS DESCARGAS DE CABALLAS COMO VARIABLE RESPUESTA Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE: 0 (**), 0,001 (**) Y 0,05 (#). ....	35
TABLA 15. SINOPSIS DE LOS MODELOS BIOECONÓMICOS QUE MEJOR RESULTADOS PRESENTARON USANDO EL PRECIO MEDIO ANUAL DE CABALLAS COMO VARIABLE RESPUESTA, JUNTO CON LAS DESCARGAS DE CABALLAS Y LOS ÍNDICES DE LAS OSCILACIONES CLIMÁTICAS PREVIAMENTE SELECCIONADOS COMO VARIABLES EXPLICATIVAS. LOS ASTERISCOS INDICAN UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE 0,001 (**). ....	36



## I. RESUMEN

Diferentes estudios han evidenciado el efecto que tienen las oscilaciones climáticas sobre las pesquerías. Los pequeños pelágicos son un grupo de peces de especial importancia económica mundial y muy sensible a fluctuaciones del medio físico en el que habitan. El objetivo de este estudio fue analizar la relación causal de las oscilaciones climáticas (NAO, AO y EA) sobre las descargas y precios de primera venta de los pequeños pelágicos (boquerón, sardina y caballas). Se generaron modelos estadísticos de regresión lineal múltiple, GLM y GAM utilizando como variables explicativas las oscilaciones climáticas para explicar el mayor porcentaje posible de varianza en las descargas de cada especie. Posteriormente, las descargas se incluyeron como variables explicativas para generar un modelo que explicara el mayor porcentaje de varianza posible en el precio, analizando la existencia de un efecto indirecto de las oscilaciones sobre el precio de primera venta. El modelo que mejor se ajustó a las descargas de boquerón fue el GLM, que utilizó la NAO invernal con tres años de desfase transformada al cubo, y la AO y la EA con tres años de desfase (75,99% de varianza explicada). Esta relación es explicada por el efecto de las oscilaciones sobre la mezcla de nutrientes y la temperatura en la columna de agua. El modelo bioeconómico generado a partir de éste explicó el 48,20 % de la variación del precio de boquerón, utilizando las descargas, y la AO y EA con tres años de desfase, confirmando un efecto indirecto entre oscilaciones climáticas y precio. El modelo que mejor se ajustó a las descargas de sardina fue el GLM, que utilizó la NAO invernal con un año de desfase, la AO estival con un año de desfase al cubo y el EA invernal con tres años de desfase al cubo (74,85 % de varianza explicada). Esta relación es explicada por el efecto de las oscilaciones sobre la mezcla de nutrientes en la columna de agua y la modulación de los vientos. En el caso de las descargas de caballas el mejor modelo fue el GAM, que utilizó la NAO estival y la AO invernal, ambas con un desfase de tres años (94,4 % de varianza explicada). La relación es explicada por el efecto de las oscilaciones sobre la temperatura del agua. Ningún modelo bioeconómico se generó con validez para la sardina ni para las caballas, estando estos modulados entre sí y por el precio de boquerón.

**Palabras clave:** Bioeconomía pesquera, Golfo de Cádiz, Modelos estadísticos, Oscilaciones climáticas, Pequeños pelágicos.

## II. ABSTRACT

Several studies have revealed the effect of climate oscillations on fisheries. Small pelagic fishes are very important to the world economy and they are very sensitive to fluctuations in the physical environment in which they live. The main aim of this study was to analyze the causal relationship between the climate oscillations (NAO, AO and EA) and small pelagic (anchovy, sardine and mackerel) landings and first sale price. Climate oscillations were used as explanatory variables in different statistical models (multiple linear regression, GLM and GAM) generated to explain the highest possible percentage of variance in the landings of each species. Subsequently, landings were included as explanatory variables in a new statistical model which could explain the highest possible percentage of variance in the first sale prices to analyze the indirect effect of climate oscillations on the prices. The GLM was the model which fitted better to anchovy landings. This model (75.99% variance explained) was generated using the winter NAO (lagged three years) cubed, and AO and EA (both lagged three years). This relationship can be explained by the effect of climate oscillations on the nutrient mixture and temperature of the water. The bioeconomic model generated for anchovy explained the 48.20% of variance in anchovy first sale prices using landings and AO and EA (lagged three years). This result confirms the indirect effect between climate oscillations and prices. The GLM was the model which fitted better to sardine landings. This model (74.85% variance explained) was generated using the winter NAO (lagged one year), summer AO (lagged one year) cubed and winter EA (lagged three years) cubed. This relationship can be explained by the effect of climate oscillations on the water temperature. For the mackerel, the GAM model was the better fitted. This model (94.4% variance explained) was generated using summer NAO and winter AO (both lagged three years). This relationship can be explained by the effect of climate oscillations on the water temperature. None bioeconomic model could be generated with availability in sardine nor mackerel. The first sale prices of this species were related between each other and with anchovy prices.

**Key words:** Climate oscillations, Fisheries bioeconomy, Gulf of Cadiz, Small pelagic, Statistical models.

## 1. INTRODUCCIÓN

El primer reporte científico que revelaba la relación entre fluctuaciones climáticas a largo plazo con abundancias de una especie fue publicado en 1879. En él, Ljungman (1879, citado en Lindquist, 1983), describía lo que llamó "períodos del arenque" en Suecia. Posteriormente, Kawasaki (1983) postuló que las condiciones climáticas globales afectaban a la abundancia de la sardina en tres regiones del océano Pacífico. Desde entonces, muchos autores han relacionado el efecto de las condiciones climáticas sobre los pequeños pelágicos (IOC, 1981; Bakun, 1996; Klyashtorin, 2001; Shotton, 2005).

Las investigaciones pesqueras más actuales han evidenciado que las pesquerías dependen tanto de la propia dinámica de los stocks y de la pesca, como de los factores climáticos locales y regionales que a su vez están condicionados por fenómenos climáticos a gran escala (Sharp, 2004). Cambios significativos de las condiciones fisicoquímicas en los océanos podrían suponer una variación de las condiciones climáticas del lugar afectando a los parámetros que controlan el ecosistema marino local (IPCC, 2007), a la producción biológica (Sarmiento *et al.*, 2004), a los recursos pesqueros (Perry *et al.*, 2005; Torralba y Besada, 2015;) y por tanto, al rendimiento pesquero. Entender el efecto de estas variaciones es esencial para una mejor gestión de los stocks pesqueros (Leitão *et al.*, 2014; Leitão, 2015), ya que las variables climáticas que afectan al océano pueden alterar los patrones de alimentación, de crecimiento y comportamiento migratorio de las diversas especies de peces objetivo para las pesquerías (Miller *et al.*, 2010).

Gröger y Fogarty (2011) describen tres tipos diferentes de efectos que tiene la oscilación climática sobre el reclutamiento: (1) Efectos directos sobre los pre-reclutas supervivientes o larvas (Santos *et al.*, 2004; Baptista y Leitão, 2014; Baptista *et al.*, 2014), (2) efectos indirectos del desove sobre la biomasa del stock (Hidalgo *et al.*, 2008) y (3) combinación de efectos directos e indirectos (Miller *et al.*, 2006). Otros autores han puesto de manifiesto, que las oscilaciones climáticas pueden afectar a la capturabilidad de las especies (Rubio *et al.*, 2015), su condición física (Báez *et al.*, 2019) y al esfuerzo pesquero (Rubio *et al.*, 2015).

### 1.1. Pequeños pelágicos del Golfo de Cádiz

De acuerdo con la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO, 2020), los peces representan el 85% de la producción total de la pesca de captura marina, siendo los pequeños pelágicos el principal grupo capturado. Generalmente, los pequeños pelágicos son definidos como peces epipelágicos gregarios de aguas costeras caracterizados por una alta movilidad horizontal y vertical, cuyos adultos no superan los 10 - 30 cm de longitud, y presentan elevadas tasas de reproducción (Fréon *et al.*, 2005). Son un grupo de especial importancia económica para todos los países. Además, su proximidad al fitoplancton en la cadena trófica hace que sean unos organismos cuyos stocks son muy sensibles a fluctuaciones del medio físico en el que habitan (efecto *bottom-up*) (Erzini, 2005; Basilone *et al.*, 2006; Ruiz *et al.*, 2017).

En el año 1887, el que más tarde sería el fundador del Instituto Español de Oceanografía (IEO), Odón de Buen y del Cos (1863 - 1945), mencionaba la importancia científica que merecían las aguas nacionales del Golfo de Cádiz (Pérez-Rubín, 2011), área de estudio del presente trabajo. El Golfo de Cádiz se encuentra al suroeste de la Península Ibérica y es una zona de estudio que despierta gran interés entre los investigadores debido a su posición geográfica con una complejidad única debido al intercambio continuo de masas de agua entre el Océano Atlántico y el Mar Mediterráneo a través del Estrecho de Gibraltar, lo que la convierte en un área altamente dinámica (Vargas *et al.*, 2002).

La desembocadura de los ríos Guadalquivir, Guadiana, Guadalete, Tinto y Odiel convierten las aguas de su alrededor en zonas muy productivas debido al gran aporte de nutrientes (Uriarte *et al.*, 1996; García Lafuente y Ruiz, 2007; Pérez-Rubín *et al.*, 1997) que, junto con otros procesos físico-químicos y ecológicos, contribuyen a que el Golfo de Cádiz sea zona de puesta, cría y alevinaje para muchas especies de importancia para las pesquerías como el boquerón [*Engraulis encrasicolus* (Linnaeus, 1758)] y la sardina [*Sardina pilchardus* (Walbaum, 1792)]. Por ello, los procesos hidrológicos e hidrodinámicos de la zona son factores clave en el ciclo reproductivo de las especies y en las pesquerías (Junta de Andalucía, 2006).

Los recursos pesqueros de esta área se caracterizan por la alternancia estacional de diversos tipos de artes de pesca con diferentes especies objetivo, que están



relacionados con la variación de abundancia de las especies según la época del año. Estas variaciones están afectadas tanto por factores biológicos dependientes de la ecología de las especies, como de tipo económico dependientes del valor de mercado (Junta de Andalucía, 2006). En la flota cerquera del Golfo de Cádiz se tiene como especie objetivo principal el stock de boquerón que habita estas aguas debido a su alto precio de primera venta, pero también captura otras especies de gran interés pesquero, principalmente la sardina y, en menor medida, las caballas (*Scomber* spp.) (Rodríguez-Roda, 1977; Millán, 1992; Ruíz *et al.*, 2017)

El boquerón (figura 1) es una especie marina, pelágica y costera que pertenece a la familia Engraulidae (Whitehead *et al.*, 1988). Su tamaño oscila entre los 9 y los 14 cm y forma grandes cardúmenes compactos. Es muy tolerante a un amplio rango de salinidades (de 5 a 41 ups) lo que favorece una amplia distribución geográfica por todo el Atlántico este, el mar Mediterráneo, el mar Negro y el mar Azov (Whitehead *et al.*, 1988), pero no tolera temperaturas extremas (Reid, 1966). Se ha encontrado a profundidades de 400 m al oeste de África, y en el Mediterráneo suele profundizar hasta los 150 m. Su comportamiento es gregario y migratorio. Se alimenta de organismos planctónicos, especialmente copépodos calanoides, larvas de cirrípedos y moluscos, así como larvas y huevos de otros peces.



Figura 1: Imagen de un boquerón (*Engraulis encrasicolus*). Fuente: <https://pujadosolano.com/>

Posee un ciclo de vida corto (3 o 4 años), crecimiento intenso y madurez temprana (Giraldez, 2009). Se adentra en lagunas y estuarios donde se alimentan y crecen (Fernandez-Delgado *et al.*, 2000), especialmente durante los meses de abril a noviembre, que es su única y larga época de puesta, con picos durante los meses más cálidos (Frimodt, 1995). El boquerón es una especie de suma importancia en las aguas españolas, tanto a nivel ecológico como socioeconómico (García *et al.*, 1994; Uriarte *et al.*, 1996) con un alto valor comercial y muy consumido tanto fresco como en conserva.

El Golfo de Cádiz es uno de las principales áreas de desove del boquerón de aguas ibero-atlánticas (ICES, 2009). Este período corresponde a primavera y verano (Rodríguez-Roda, 1977; Millán, 1999; García-Isarch *et al.*, 2003a; Baldó *et al.*, 2006). Alcanza la talla primera madurez al año de vida (Furnestin, 1945; Demir, 1965; Cort *et al.*, 1976; Lucio y Uriarte, 1990; Uriarte *et al.*, 1996), aproximadamente 13 cm de longitud (Fernández-Delgado *et al.*, 2000).

El boquerón se pesca con artes de cerco en el Golfo de Cádiz, con una talla mínima de 10 cm (Millán, 1992; Uriarte *et al.*, 1996), y con una captura regulada mediante TACs<sup>1</sup> y períodos de veda aplicables en España y Portugal (ICES, 2008). El período de veda en el Golfo de Cádiz abarca desde el 1 de diciembre hasta el 31 de enero del año siguiente (Orden AAA/1406/2016). Algunos autores ya han descrito la conexión entre descensos de la población de boquerón con sucesos climáticos y oceanográficos (Junquera, 1986, 1988; Aldanondo *et al.*, 2011).

La sardina europea (figura 2) forma parte de la familia Clupeidae. Este pequeño pelágico costero de entre los 15 y 20 cm de longitud se distribuye geográficamente desde Senegal hasta el Mar del Norte y desde las islas noratlánticas hasta el Mediterráneo (Whitehead, 1985). Se puede encontrar por todo el litoral andaluz (Junta de Andalucía, 2006).



Figura 2. Imagen de la sardina europea (*Sardina pilchardus*). Fuente: <http://www.lorpexfish.com/es/pescado-pelagico-congelado/30-sardina.html>

Habita a 25 - 55 m de profundidad durante el día y asciende hasta los 15 - 30 m durante la noche, aunque aumenta su profundidad durante el invierno. Su comportamiento tiende a ser gregario y a formar cardúmenes, aunque también se pueden encontrar grupos dispersos (Whitehead, 1985). Estos cardúmenes migran en

---

<sup>1</sup> Los TACs (*Total Allowable Catches*) se definen como las capturas totales permitidas. Son definidos anualmente por la Comisión Europea basándose en los estudios de gestión de recursos pesqueros realizados por el Consejo Internacional para la Exploración del Mar (ICES, *International Council for the Exploration of the Sea*).

función de la temperatura del agua para buscar alimento. Especialmente en la fase juvenil, tolera cambios de salinidad, lo que le permite frecuentar desembocaduras de ríos (Fernández-Delgado *et al.*, 2000). El período reproductor se comprende entre noviembre y marzo, y la edad de primera madurez la alcanza al primer año de vida, entre los 15 y 19 cm de longitud total (Fernández-Delgado *et al.*, 2000; Baldó *et al.*, 2006; Méndez-Villamil *et al.*, 2011)

La sardina se pesca con artes de cerco, y hasta el 2017 no tenía ningún TACs asignado. Éste se acordó en 17000 t (ICES, 2018a). Esta cuota no se mantuvo en años posteriores. Se consume fresca, en conserva, ahumada o salada. La sardina es la segunda especie más demandada después del boquerón (Casimiro-Soriguer *et al.*, 2000).

Tanto la sardina como el boquerón sufren fluctuaciones interanuales debido a la influencia ejercida por factores ambientales (Sobrino *et al.*, 2001)

Las caballas pertenecen al género *Scomber* y estos a la familia Scombridae. Este género se compone de cuatro especies principales distribuidas por los océanos Atlántico, Pacífico e Índico (Froese y Pauly, 2019). Las especies que componen este género son principalmente epipelágicas y neríticas, aunque la ausencia de vejiga natatoria en *S. scombrus* le permite modificar rápidamente su profundidad. Suelen vivir en aguas templadas y son migratorias (Collette y Nauen, 1983).

Aunque previamente se creía que en el Golfo de Cádiz se encontraba *S. japonicus*, estudios genéticos en el año 2007 demostraron que las únicas especies que habitan en el Golfo de Cádiz son solo dos: la caballa [*Scomber scombrus* (Linnaeus, 1758)] y el estornino [*Scomber colias* (Gmelin, 1789)] (figura 3). Dicho estudio evidenció diferentes denominaciones en las bases de datos oficiales de capturas reportadas anteriores a este año ( Infante *et al.*, 2007; Sarmiento, 2019), por ello en el presente trabajo se ha decidido trabajar sobre los datos del género *Scomber*. Ambas especies habitan en la Península Ibérica, aunque en el norte la caballa es más predominante mientras que el estornino, lo es en el sur de Portugal, incluyendo el Golfo de Cádiz. Los métodos de captura más usuales son: las redes de cerco y de enmalle, arrastres de fondo y pelágicos, curricán y palangre (Ministerio de Agricultura Pesca y Alimentación, 2017). La pesca de caballas está gestionada anualmente mediante TACs (Villamor, 2007).

La caballa habita en plataformas continentales de aguas frías y templadas. Durante el invierno se encuentran en aguas profundas y se acercan a la costa en

primavera cuando la temperatura del agua oscila entre 11 ° y 14 °C. El Golfo de Cádiz es un área de puesta para esta especie (Jansen, 2015). Alcanza la edad de primera madurez a los dos o tres años (Collette y Nauen, 1983; Villamor-Elordi y Punzón-Merino, 2011)

El estornino habita a profundidades de 250 - 300 m en aguas templadas y cálidas del océano Atlántico y el Mar Mediterráneo (Collette, 1986). Su puesta está relacionada con temperaturas óptimas de 15 a 20 °C (Castro-Hernández y Santana-Ortega, 2000). En la costa de Portugal el período de puesta es febrero y marzo, y mayo y junio (Martins, 1996). Alcanza la edad de primera madurez al primer año de vida con una longitud aproximada de 22 cm (Vasconcelos *et al.*, 2012). Generalmente son capturados de forma accesoria (es decir, *by-catch*, según la notación científica internacional), por los cerqueros del Golfo de Cádiz y tienen un bajo valor en el mercado (Villamor *et al.*, 2017).

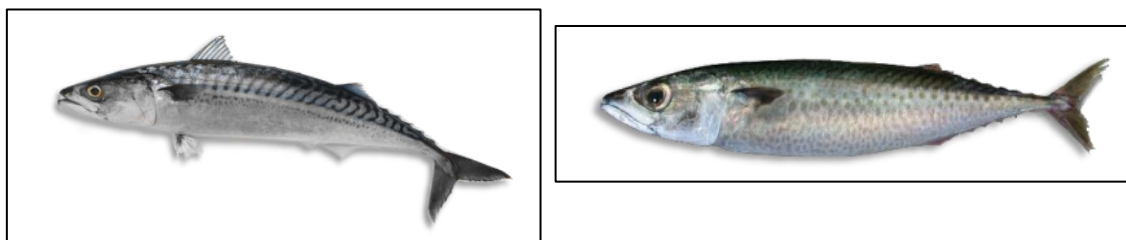


Figura 3. Imagen comparativa de las dos especies de caballa capturadas en el Golfo de Cádiz: *Scomber scombrus* (izquierda del lector) y *Scomber colias* (derecha del lector).

## 1.2. Principales oscilaciones climáticas en el hemisferio norte

Según Barnston y Livezey (1987) las dos oscilaciones climáticas principales del hemisferio norte que afectan al océano Atlántico son la oscilación del Atlántico Norte (NAO) y el patrón del Atlántico Este (EA). Hoy en día es conocido que las dos oscilaciones más importantes son la NAO y la oscilación del Ártico (AO) (Wang *et al.*, 2005).

La oscilación del Atlántico Norte (NAO, por sus siglas en inglés *North Atlantic Oscillation*) tiene sus primeras descripciones en el año 1745, cuando el misionero Hans Egede comentaba las oscilaciones de temperatura que habían sido observadas por los daneses entre Dinamarca y Groenlandia durante los inviernos (Egede, 1745). Serían Walker y Bliss (1924) quienes describirían meteorológicamente este fenómeno, refiriéndolo como la diferencia de presión entre los centros de alta presión cerca de Islandia y los de baja presión cerca de las Azores. Hoy día, la NAO es conocida como la redistribución meridional de la masa atmosférica entre el centro subtropical de alta presión superficial localizado cerca de las Azores, conocido como el Anticiclón de las

Azores, y el centro de baja presión superficial subpolar cerca de Islandia, conocida como la Baja de Islandia (Oficina Nacional de Administración Oceánica y Atmosférica, 2020).

La NAO puede encontrarse en dos fases, positiva (NAO+) o negativa (NAO-) (Gornitz, 2008) (figura 4). Las fases de la NAO condicionan la fuerza y dirección de los vientos del oeste. Cuando las presiones del alta subtropical y de la baja polar se intensifican, se dice que la NAO está en su fase positiva. Este suceso aumenta el número e intensidad de las perturbaciones que atraviesan el Atlántico hacia el noroeste de Europa, lo que deriva en inviernos cálidos y húmedos en el noroeste de Europa, así como una disminución de las precipitaciones en invierno en la Península Ibérica. Cuando la NAO está en su fase negativa sucede todo lo contrario: se debilitan las presiones del alta subtropical y de la baja de Islandia, y disminuye el número e intensidad de perturbaciones que se desplazan hacia Europa. Esto hace que en el norte de Europa sucedan inviernos más fríos y secos y, al contrario que antes, un aumento de las precipitaciones en forma de agua o nieve en la Península Ibérica (Hurrell, 1995). Sánchez *et al.* (2007) mostró cómo a escala regional en el Golfo de Cádiz, las fases positiva y negativa de la NAO están asociadas con *upwellings* y *downwellings* que a su vez están relacionados con variaciones de la temperatura. Cuando la NAO está en su fase positiva, los vientos del norte provocan *upwellings* en las aguas de la región, y esto a su vez provoca caídas de la temperatura cerca de la costa. Cuando la NAO está en fase negativa sucede todo lo contrario: los vientos predominantes del sur provocan *downwellings* que aumentan la temperatura cerca de la costa. La NAO presenta una fuerte variación tanto intra como interanualmente (Hurrell, 1995; Peng *et al.*, 2002).

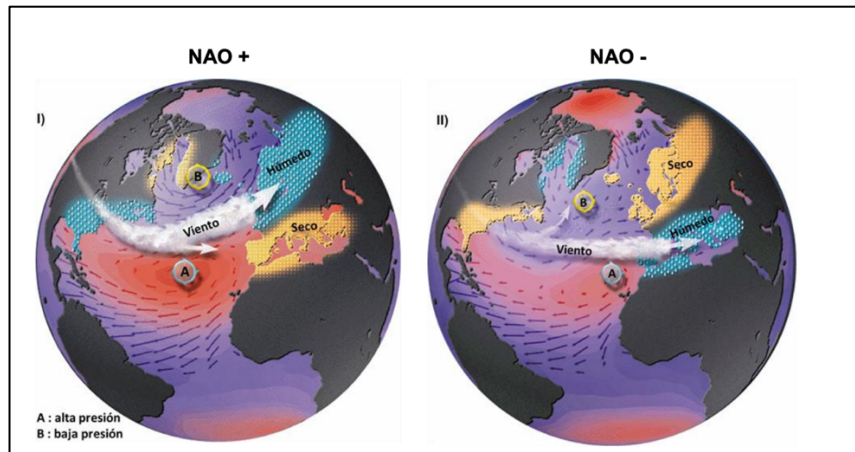


Figura 4. Fases de la NAO. NAO positiva (I): Presiones del alta subtropical y de la baja polar intensificadas. NAO negativa (II): Presiones del alta subtropical y de la baja polar débiles. Tomado de Stenseth *et al.* (2003).

El Patrón del Atlántico Este (EA, por sus siglas en inglés *East Atlantic Pattern*) consiste en un dipolo Norte-Sur que se extiende a lo largo del océano Atlántico Norte, con centros cerca de los  $55^{\circ}$  N,  $20 - 35^{\circ}$  W y  $25 - 35^{\circ}$  N,  $0 - 10^{\circ}$  W. Es estructuralmente similar a la NAO, pero con los centros de anomalía desplazados hacia el sureste con respecto a esta. Por ello, es a menudo interpretado como un patrón NAO desplazado hacia el sur. Sin embargo, el centro de inferior latitud tiene un fuerte vínculo subtropical asociado con modulaciones de la localización e intensidad de la cresta subtropical, lo que la hace diferente a la NAO (de Castro *et al.*, 2008). Una fase positiva en la EA se asocia con un aumento de la media de precipitaciones en el norte de Europa y Escandinavia, y una disminución de estas en el sur de Europa y viceversa (Rodríguez-Puebla *et al.*, 1998; 2001). La fase positiva está asociada con un aumento de temperaturas en el norte de la Península Ibérica (Sáenz *et al.*, 2001), y la fase negativa está asociada con *upwellings* en la costa oeste de la Península Ibérica (de Castro *et al.*, 2008).

La oscilación ártica (AO, por sus siglas en inglés *Arctic Oscillation*) fue descrita por Thompson y Wallace (1998) como el principal modo de variabilidad dominante en el hemisferio norte. Es el patrón dominante de las variaciones no estacionales de la presión atmosférica al norte de los  $20^{\circ}$  N, y se caracteriza por anomalías en la presión de magnitudes positivas o negativas en el Ártico y anomalías de magnitudes opuestas localizadas entre los  $37 - 45^{\circ}$  N. Estudios geofísicos han demostrado que existe una conexión entre la NAO y la AO (Overland *et al.*, 2010; Báez *et al.*, 2013a). Al igual que la

NAO, la AO puede ser positiva o negativa (figura 5). La fase positiva se caracteriza por un fortalecimiento del vórtice polar desde la superficie hasta la estratosfera inferior, lo que resulta en tormentas en el Atlántico Norte y un desplazamiento de las sequías hacia el Mediterráneo. Durante la fase negativa, el aire frío continental se extiende Europa occidental, mientras que las tormentas se intensifican en la región Mediterránea (Ambaum *et al.*, 2001; Rodríguez-Puebla *et al.*, 2002). Durante el invierno, tanto la AO como la NAO tienden a estar en fase positiva cuando el vórtice estratosférico se fortalece (Douville, 2009).

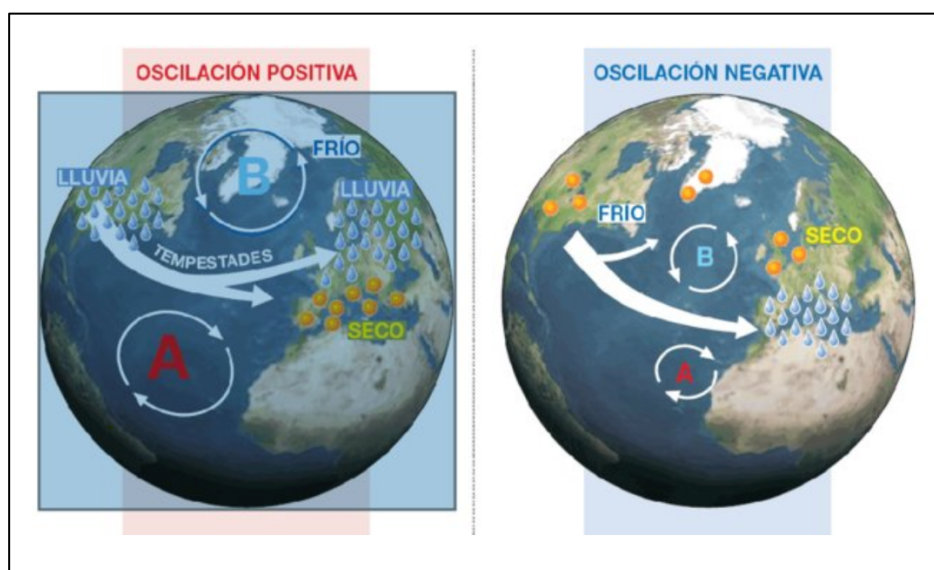


Figura 5. Fases de la AO. Fase positiva a la izquierda y fase negativa a la derecha. Tomado de: Leone y Pelino (2014).

### 1.3. Efecto bioeconómico

Las especies analizadas en el presente estudio cumplen un importante rol para las pesquerías de todo el mundo, y son de gran relevancia social y económica para todos los países ribereños de Europa. Entender los factores que influyen en estas pesquerías es muy importante para realizar una gestión efectiva de estos recursos marinos. Al analizar el efecto de las oscilaciones climáticas sobre la abundancia y capturabilidad de estas especies comerciales se debe tener en cuenta las fluctuaciones que pueden provocar en el precio de mercado, modulado por la cantidad de recurso disponible para su venta (Fernández *et al.*, 2020). Esta relación se analiza a través de modelos bioeconómicos donde las variables climáticas y la cantidad de descargas se utilizan para explicar la variabilidad en el precio medio de primera venta.

Para realizar un análisis cuantitativo del efecto de las oscilaciones climáticas sobre los precios del recurso, se suelen utilizar los modelos bioeconómicos y la ley de la oferta y la demanda (Briones *et al.*, 2006). Al enfocar los modelos desde el uso de herramientas microeconómicas de oferta y demanda, se analiza la variabilidad climática en términos de existencias de oferta y se predicen las consecuencias económicas (Dey *et al.*, 2016). La manera en que se relacionan la oferta y la demanda determina la cantidad y el precio de los bienes, de manera que el precio de un bien tiende al nivel en el que la demanda es igual a la oferta (Mochon y Beker, 1997). De acuerdo con esto, los precios de la lonja deben ajustarse al modelo de la teoría del equilibrio general walrasiano afirmando que la oferta es la que establece el nivel de demanda (Jeannot Rossi, 2006; Gintis y Mandel, 2012; Donier y Bouchaud, 2015; Fernández *et al.*, 2020). El valor de primera venta de los productos pesqueros se establece en España mediante subasta pública en la lonja, no sólo en función de la ley de oferta y demanda sino también condicionada por múltiples factores (biológicos, sociales, económicos, institucionales o comerciales), que influyen en el precio de las lonjas y en el precio que paga el consumidor final (Fernández *et al.*, 2020).

A partir de observaciones pasadas, en este estudio se crean modelos estadísticos que pretenden explicar el mayor porcentaje de variabilidad pasada con el que poder pronosticar variaciones a corto y medio plazo. Los modelos son necesarios para la predicción y estos a su vez son necesarios para tomar decisiones a la hora de gestionar las pesquerías de determinadas especies que pueden estar especialmente afectadas por oscilaciones climáticas (Checkley *et al.*, 2017).



## 2. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

### 2.1. Hipótesis

La hipótesis de trabajo es que las principales oscilaciones climáticas que intervienen en la climatología del hemisferio norte han tenido un efecto sobre las poblaciones de peces que habitan en los mares que rodean la Península Ibérica.

Por tanto, las descargas (como una aproximación a la abundancia del recurso) de los pequeños pelágicos (sardina, boquerón y caballas) van a estar influenciadas por las oscilaciones climáticas (NAO, AO y EA), lo cual a su vez afectará al precio de primera venta a través de la ley de la oferta y la demanda.

### 2.2. Objetivos

El principal objetivo del presente estudio es determinar la relación causal entre las descargas de sardina, boquerón y de caballas del Golfo de Cádiz y las oscilaciones climáticas NAO, AO y EA. Del mismo modo se pretende entender la relación causal de los precios de primera venta y las oscilaciones climáticas. En última instancia se pretende asentar las bases conceptuales que permitan conocer y anticipar la respuesta de las pesquerías tanto a nivel de producción pesquera, como económica frente a la variabilidad climática, y sopesar su nivel de resiliencia ante el cambio climático (figura 6). El análisis de las observaciones pasadas para la creación de modelos estadísticos que puedan explicar el mayor porcentaje posible de variabilidad puede ser muy útil para gestionar las pesquerías futuras a corto y medio plazo.

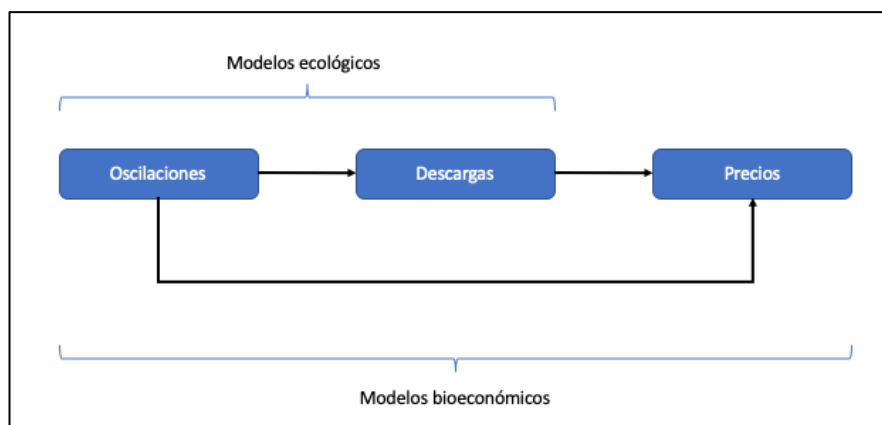


Figura 6. Esquema conceptual de los objetivos planteados en este estudio.

### 3. MATERIAL Y MÉTODOS

#### 3.1. Aspectos generales

##### 3.1.1. Descripción del área de estudio: Golfo de Cádiz

Para el presente estudio se ha limitado el Golfo de Cádiz en las aguas comprendidas entre el meridiano de Punta Marroquí (en las proximidades de Tarifa) y el cabo de San Vicente, abarcando aproximadamente 300 km de costa (Bellido *et al.*, 2000). Según la Ley 41/2010, de 29 de diciembre, el Golfo de Cádiz junto con el meridiano que pasa por el cabo Espartel componen la llamada demarcación marina sudatlántica española. Además, nuestra área de estudio estaría incluida en la subdivisión IXa de del Consejo Internacional para la Exploración del Mar (ICES, por sus siglas en inglés) (Reglamento (CE) nº 3094/86), que se sitúa al este de la línea trazada en dirección sur desde un punto situado a 7° 52' W en la costa sur de Portugal hasta la línea 5° 36' W en la localidad de Tarifa (figura 7).

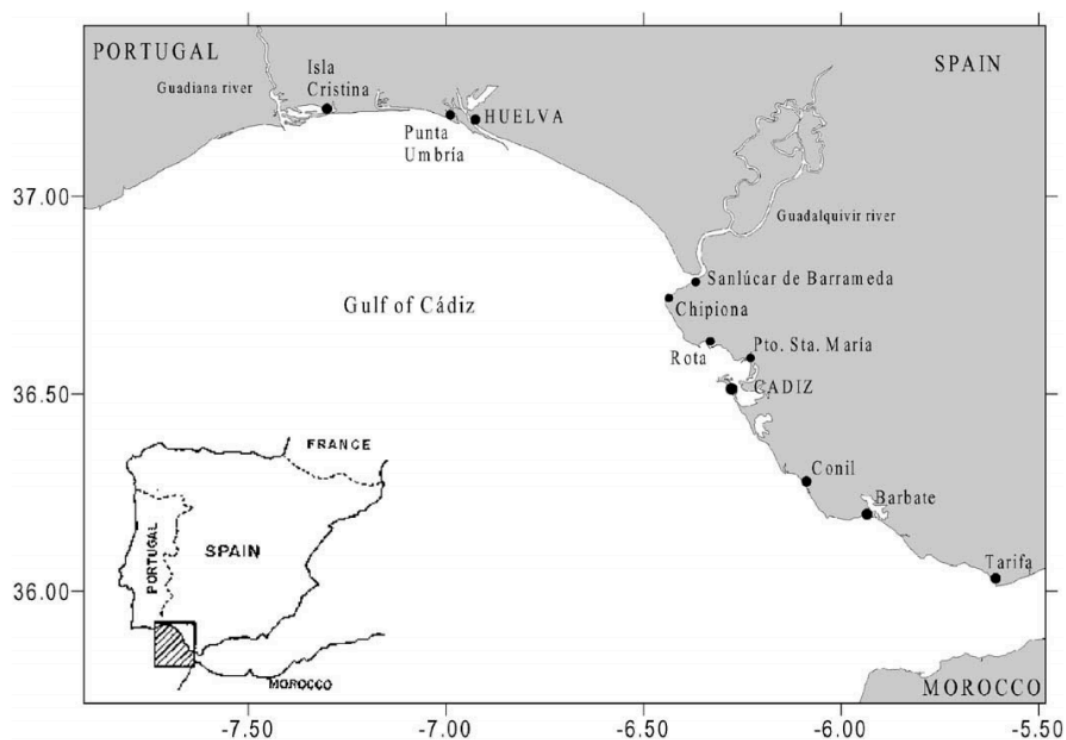


Figura 7. Golfo de Cádiz (subdivisión IXa, sudoeste de España). Extraído de: Silva *et al.*, 2002.

##### 3.1.2. Datos pesqueros

En este trabajo se han utilizado datos de las pesquerías en el Golfo de Cádiz a través de los desembarcos de las estadísticas oficiales procedentes de la Junta de Andalucía para las especies boquerón, sardina y caballas (que incluye tanto *S. scombrus*,

como *S. colias*). Se han usado registros de descargas como una aproximación de la abundancia de las tres especies (García *et al.*, 2003).

Las series de datos pesqueros analizados en este trabajo fueron extraídas del Sistema de Información Andaluz de Comercialización y Producción Pesquera de la Junta de Andalucía<sup>2</sup> (IDAPES, 2020). De esta base se extrajeron las descargas totales anuales (en kg) y valor total anual obtenido (en pesetas o euros) para las tres especies estudiadas en este trabajo desde el año 1985 al 2017.

Los valores totales anuales en pesetas se convirtieron a euros mediante la conversión de equivalencia entre pesetas y euros (1 euro = 166,386 pesetas). Para relativizar el precio medio anual de cada especie con el contexto histórico de cada año, se utilizó el IPC (Índice de Precios al Consumidor), proceso que se conoce como "actualización de capital". Para ello se multiplicó el valor de dicho capital en la fecha inicial por el incremento del IPC (en tanto por uno) entre ambas fechas, añadiendo la cantidad obtenida al capital inicial. Para calcular el precio medio anual de primera venta de cada especie, se dividió el valor total obtenido anualmente entre los kg desembarcados el mismo año.

### 3.1.3. Índices climáticos

Se han seleccionado tres índices climáticos: la oscilación del Atlántico norte (NAO), la oscilación ártica (AO) y el patrón del Atlántico este (EA). Los datos mensuales de cada índice climático se tomaron de la página web de la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA, *National Oceanic and Atmospheric Administration*), de uso público, a través de la web: [https://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/precip/CWlink/daily\\_ao\\_index/teleconnections.shtml](https://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/precip/CWlink/daily_ao_index/teleconnections.shtml) (NAO y AO) y a través de la web: <https://www.cpc.ncep.noaa.gov/data/teledoc/ea.shtml> (EA). De cada índice climático se obtuvieron 6 variables (tabla 1):

- **Índice anual** (P. ej. NAO): Media del índice de todos los meses del año.

<sup>2</sup> Los datos de estos informes estadísticos se obtienen a partir de las notas de venta suministradas periódicamente a la Dirección General de Pesca y Acuicultura por cada uno de los concesionarios de los centros autorizados como primera venta de productos frescos. Estos datos son de uso público.

- **Índice invernal** (P. ej. NAOw): Para un año  $X$ , el índice está compuesto de la media del índice en el mes de diciembre del año  $X - 1$ , y los meses de enero, febrero y marzo del año  $X$ .
- **Índice estival** (P. ej. NAOs): Media del índice de los meses de junio a agosto.
- **Índice desplazado** (P. ej. NAO1, NAOw1): Se relacionaron los datos pesqueros del año  $X$  con los índices climáticos con un desfase temporal de uno, dos y tres años ( $X - n$ , siendo  $n$  la cantidad de años de desfase), con objeto de analizar el efecto de los índices climáticos en las primeras etapas de su vida y su influencia en el reclutamiento.

Tabla 1. Sinopsis de las variables utilizadas en el presente estudio.

Oscilaciones climáticas	Variables originales	Variables desplazadas		
<b>Oscilación del Atlántico Norte (NAO)</b>	NAO	NAO1	NAO2	NAO3
	NAOw	NAOw1	NAOw2	NAOw3
	NAOs	NAOs1	NAOs2	NAOs3
<b>Oscilación del ártico (AO)</b>	AO	AO1	AO2	AO3
	AOw	AOw1	AOw2	AOw3
	AOs	AOs1	AOs2	AOs3
<b>Patrón del Atlántico Este (EA)</b>	EA	EA1	EA2	EA3
	EAw	EAw1	EAw2	EAw3
	EAs	EAs1	EAs2	EAs3

De cada variable se obtuvieron dos variables adicionales al transformarlas elevándolas al cuadrado y al cubo (nombradas como "Variable\_sq" y "Variable\_cb", respectivamente) con lo que finalmente para los tres índices climáticos iniciales se obtuvieron un total de 108 variables.

#### 3.1.4. Análisis estadístico

Se crearon dos bases de datos:

- **Base de datos "dataset"**: Datos tal y como fueron obtenidos de las fuentes de origen. La base se compuso de 33 datos por variable.
- **Base de datos "media móvil"**: Datos suavizados por media móvil (tres años) realizada a todas las variables con el fin de reducir el ruido debido a sucesos

esporádicos y oscilaciones de medio y corto plazo. La base se compuso de 31 datos por variable.

Se trabajó con el programa Rstudio versión 4.0.0 (R Core Team, 2020) con un nivel de significancia de 0,05 y se realizó un análisis exploratorio con el fin de encontrar valores atípicos mediante gráficos con la función *boxplot* y *dotchart*. Cada variable fue transformada como un objeto de serie temporal para identificar puntos de cambio múltiple tanto en la media como en la varianza, utilizando la función "cpt.meanvar" del paquete de R *changeoint* (Killick *et al.*, 2014; 2016). También se probó la existencia de tendencias significativas en las variables mediante la prueba de Mann-Kendall con el paquete de R *trend* (Gilbert, 1987; Pohlert, 2020). El estadístico S de Mann-Kendall muestra una tendencia negativa, positiva o nula de la serie temporal en función de si su valor es negativo, positivo o 0, respectivamente. Para analizar si las variables son independientes en el tiempo (no dependientes de los valores anteriores) se analizó la existencia de repeticiones o ciclos en la serie de datos a través de el análisis gráfico de las autocorrelaciones (Davis, 1986).

Tras comprobar la normalidad de las variables, correspondientes a las oscilaciones climáticas se realizó un análisis de correlaciones de Pearson. Con ello se comprobó la colinealidad entre las variables explicativas con el objeto de introducir en un mismo modelo combinaciones de variables independientes (Zuur *et al.*, 2010). Se consideró que dos variables no fueron independientes cuando se obtuvo un coeficiente de correlación de Pearson superior a  $\pm 0,7$ .

### 3.2. Modelos estadísticos

Para las dos bases de datos anteriormente presentadas se realizó el mismo proceso:

En primer lugar, se utilizó la variable de descargas (en toneladas, t) como variable respuesta y los índices climáticos como variables explicativas. Se realizaron tres tipos de modelos:

(1) **Modelo de regresión lineal múltiple**, un modelo basado en una variable dependiente o respuesta (Y) determinada a partir la igualdad con un conjunto de variables independientes o predictoras ( $X_1, X_2, \dots, X_n$ ), y su error o residuos (la diferencia entre el valor observado y el estimado por el modelo), siguiendo la ecuación:

$$Y_i = (\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_n X_{ni}) + e_i$$

La variable respuesta de este tipo de modelo debe ajustarse a una distribución normal. Esto se comprobó mediante la prueba de Shapiro-Wilk. No obstante, aun en el caso de no cumplir dicho supuesto, se generó el modelo para comprobar que los residuos sí cumplían normalidad, en cuyo caso el modelo fue aceptado.

(2) **Modelo lineal generalizado (GLM)** que, a diferencia del anterior, la varianza puede no ser constante, y la función de enlace puede ser diferente a la igualdad, eligiéndose en función de la distribución de probabilidad de la variable respuesta que pertenece siempre a la familia exponencial (McCullagh y Nelder, 1989). Para hallar la distribución que mejor se ajusta a la variable respuesta, se utilizó el paquete de R *univariateML* (Moss, 2019) con el que se compararon diferentes distribuciones y se seleccionó el que obtuvo menor criterio de información de Akaike corregido (AICc)<sup>3</sup>. En este estudio se ha trabajado con la función de enlace "gamma" y "normal" ya que son las que mejor se ajustaron a los datos continuos y positivos de las variables respuesta (Zuur *et al.*, 2009)

(3) **Modelo generalizado aditivo (GAM)**, una generalización no paramétrica de los modelos de regresión lineal múltiple menos restrictivo con las asunciones subyacentes del modelo (Hastie y Tibshirani, 1990). Los GAM utilizan funciones de enlace que permiten usarlo cuando la variable respuesta no sigue una distribución normal. La distribución de probabilidad de la variable respuesta se mantuvo a la seleccionada previamente para los GLM. Estos modelos utilizan funciones de suavizado semi paramétricas para ajustar la interacción entre la variable respuesta y las variables predictoras, por lo que en estos modelos las variables cuadráticas y cúbicas no fueron utilizadas. Los modelos GAM fueron realizados utilizando el paquete de R *mgcv* (Wood, 2011).

### 3.2.1. Selección de variables explicativas

Primero se realizaron los modelos con las descargas como variable respuesta y las variables climáticas como explicativas. Para hallar las variables explicativas que mejor

---

<sup>3</sup> El criterio de información de Akaike (AIC) es una medida de calidad relativa de un modelo estadístico. El AIC realiza una compensación entre la bondad del ajuste y la cantidad de parámetros requeridos para que exista parsimonia. El AIC es muy útil porque penaliza explícitamente cualquier parámetro superfluo en el modelo. En este estudio se utiliza el AIC corregido (AICc), muy útil cuando el tamaño muestral es pequeño (Burnham y Anderson, 2004).

se ajustaron a cada modelo, se utilizó la metodología "selección hacia adelante" (*step forward*), realizada de la siguiente manera:

- 1) Se comenzó creando una batería de modelos con la variable respuesta y con cada una de las variables NAO, se seleccionó el modelo con menor AICc y mayor porcentaje de varianza/devianza explicada.
- 2) Se realizó una batería de modelos con la variable respuesta, con la variable explicativa NAO ya seleccionada y con cada una de las variables AO. Se seleccionó la mejor variable con el mismo criterio y se repitió la metodología para seleccionar la variable EA.
- 3) Si alguna de las variables explicativas no fue introducida de forma significativa, se eliminó del modelo.

Una vez seleccionado el mejor modelo, se utilizó el precio medio anual como variable respuesta. El proceso de selección de variables explicativas no se repitió para los modelos bioeconómicos debido a que no tiene sentido ecológico explicar las descargas anuales con unos índices climáticos y el precio medio anual con otras diferentes, por lo que se utilizó las descargas anuales de la especie y las variables climáticas previamente seleccionadas como variables explicativas. Tras introducir las variables explicativas y generar el modelo, con la metodología de "eliminación hacia atrás" (*step backward*), se eliminaron una a una las variables que no fueran introducidas de manera significativa hasta generar un modelo con el mayor porcentaje de varianza/devianza explicada, menor AICc y con todas las variables introducidas de manera significativa.

### **3.2.2. Verificación de los modelos**

Para el modelo de regresión lineal múltiple se probó la normalidad de los residuos mediante la prueba de Shapiro-Wilk. Solo en los modelos GLM y GAM se verificó que los residuos cumplieran la distribución de probabilidad que se seleccionó en el modelo mediante el paquete de R "*univariateML*", con el que se compararon diferentes distribuciones y se verificó que la distribución de probabilidad que menor criterio de información de Akaike corregido (AICc) tenía era la que se seleccionó.

La homocedasticidad de los residuos de todos los modelos fue verificada mediante la prueba de Breusch-Pagan. En todos los modelos fue probada la multicolinealidad para conocer si existía una fuerte correlación entre las variables del modelo, lo que se detecta cuando el valor del factor inflador de la varianza (FIV) es

superior a 10 (Fox y Monette, 1992). La independencia (autocorrelación) de los residuos también fue probada en todos los modelos mediante la prueba de Durbin-Watson. Si el valor del estadístico Durbin Watson (DW) está próximo a 2 entonces los residuos no están autocorrelacionados, si su valor es 0 hay autocorrelación perfecta positiva y si tiene un valor de 4 existe autocorrelación perfecta negativa (Fox, 1997). Por último, se identificaron posibles valores atípicos o influyentes mediante gráficos *ggplot* enfrentando los residuos estandarizados y los valores predichos por el modelo. Se consideraron valores atípicos o influyentes las observaciones cuyos residuos estandarizados superaran el valor  $\pm 3$  (James *et al.* 2014). Para interpretar los resultados de los modelos se analizó la correlación entre la variable respuesta y cada una de las variables independientes mediante el coeficiente de linealidad de Pearson ( $r$ ) en caso de que las variables sean normales o mediante el coeficiente de linealidad de Spearman ( $\rho$ ) en caso de variables no normales.

## 4. RESULTADOS

### 4.1. Análisis exploratorio

#### 4.1.1. Boquerón

Los resultados gráficos de los *boxplot* y *dotchart* (Anexo I) mostraron como valores atípicos los tres valores más altos de descargas y de valor anual obtenido, correspondientes a los años 1997, 1998 y 1999. Los resultados numéricos del análisis de puntos de cambio múltiple se muestran en la tabla 2.

Las descargas de boquerón alcanzaron un valor máximo de 22709,66 t en 1999 y un valor mínimo de 2577,92 t en 1993. Se identificaron cinco períodos principales (figura 8A). La prueba estadística de Mann-Kendall mostró que no existe tendencia significativa en las descargas de boquerón ( $p > 0,05$ ).

El valor anual obtenido tuvo un máximo de 28283106 € en 1999 y un mínimo de 5386006 € en 1993. Se identificaron cuatro períodos principales (figura 8B). La prueba estadística de Mann-Kendall mostró que no existe tendencia significativa para el valor anual obtenido de boquerón ( $p > 0,05$ ).

El precio medio anual del boquerón tuvo un máximo en el año 1987 de 5,47 €/kg y un valor mínimo de 1,84 en 1999. Se identificaron seis períodos principales (figura 8C).



La prueba estadística de Mann-Kendall mostró que existe una tendencia decreciente significativa del precio medio de boquerón ( $S=-310$ ;  $p<0,05$ ).

Tabla 2. Resultados numéricos del análisis de puntos de cambio múltiple para el boquerón.

Variable		Períodos principales					
		1	2	3	4	5	6
Descargas (t)	Años	1985 - 1991	1992 - 1996	1997 - 2000	2001 - 2002	2003 - 2017	
	Media	7348,46	4882,29	14482,31	8935,66	5296,18	
Valor anual (€)	Años	1985 - 1990	1991 - 1996	1997 - 2000	2001 - 2017		
	Media	14251071	10867839	21589372	12030747		
Precio medio anual (€/kg)	Años	1985 - 1988	1989 - 1990	1991 - 1993	1994 - 2008	2009 - 2014	2015 - 2017
	Media	4,82	5,03	3,97	2,68	2,39	1,96

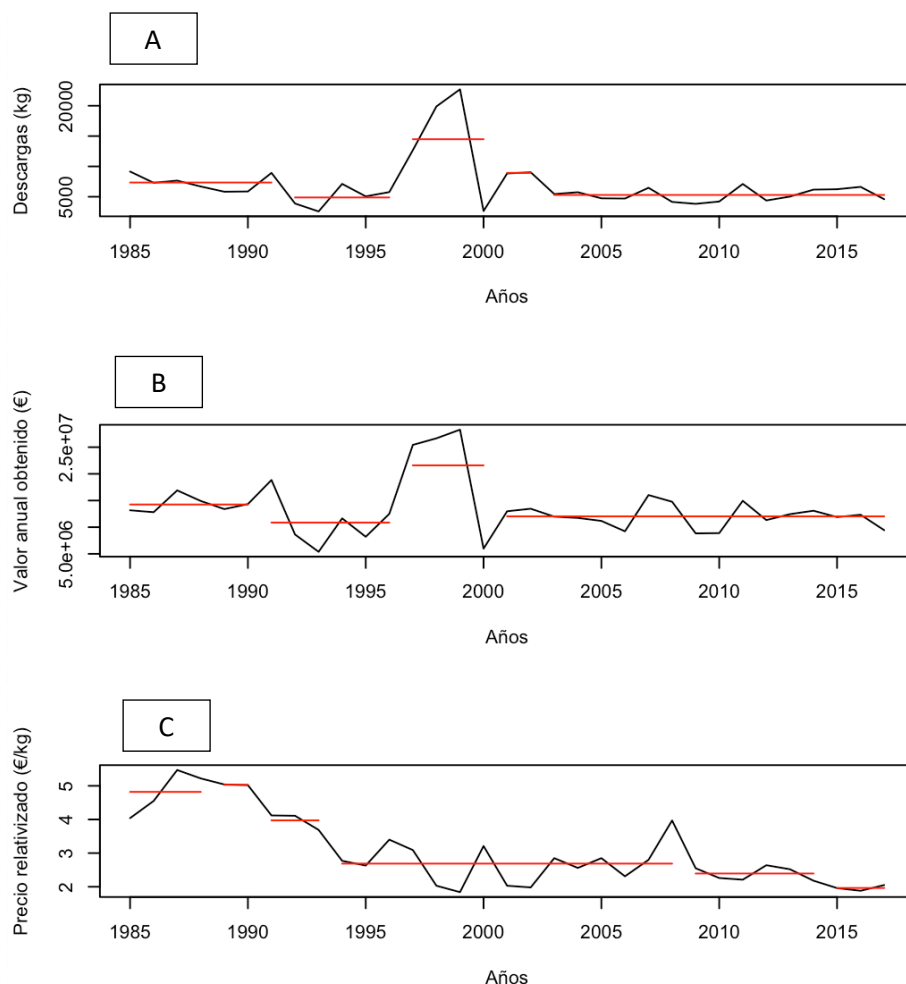


Figura 8. Serie temporal desde 1985 hasta 2017 de descargas (A), valor anual obtenido (B) y precio medio anual relativizado (C) de boquerón. Las líneas rojas representan los períodos identificados por el análisis de puntos de cambio múltiple.

#### 4.1.2. Sardina

Los resultados gráficos de los *boxplot* y *dotchart* (Anexo I) mostraron como valores atípicos de sardina los cuatro valores más altos de precio medio anual, correspondientes a los años 2015, 2014, 2017 y 2012. Los resultados numéricos del análisis de puntos de cambio múltiple se muestran en la tabla 3.

La cantidad de descargas de sardina tuvo el máximo valor en 2002 con 12770,88 t, y el mínimo de 3427,86 t en 2017. Se identificaron cuatro períodos principales (figura 9A). La prueba estadística de Mann-Kendall mostró que no existe tendencia significativa en los datos de descargas ( $p > 0,05$ ).

El valor anual obtenido por la venta de sardina alcanzó su máximo en 2013 con 13997353 € obtenidos, y alcanzó el mínimo en 1988 con 3905342 €. Se identificaron seis períodos principales (figura 9B). La prueba estadística de Mann-Kendall mostró que existe una tendencia creciente significativa del valor anual obtenido ( $S=316$ ;  $p < 0,05$ ).

El precio medio de la sardina llegó al máximo en 2015 con un valor de 2,07 €/kg y alcanzó su valor mínimo de 0,32 €/kg en 1988. Se identificaron cinco períodos principales (figura 9C). La prueba estadística de Mann-Kendall mostró que existe una tendencia creciente significativa del precio medio de sardina ( $S=295$ ;  $p < 0,05$ ).

Tabla 3. Resultados numéricos del análisis de puntos de cambio múltiple para la sardina.

Variable	Períodos principales						
		1	2	3	4	5	6
Descargas (t)	Años	1985 - 1990	1992 - 1996	1997 - 2014	2015 - 2017		
	Media	6074,37	6126,52	8165,03	3509,89		
Valor anual (€)	Años	1985 - 1989	1990 - 1993	1994 - 1995	1996 - 1999	2000 - 2001	2002 - 2017
	Media	2161857	2914937	4093932	6411741	4550285	8374184
Precio medio anual (€/kg)	Años	1985 - 1989	1990 - 1993	1994 - 1997	1998 - 2011	2012 - 2017	
	Media	0,91	0,90	1,08	1,13	1,70	

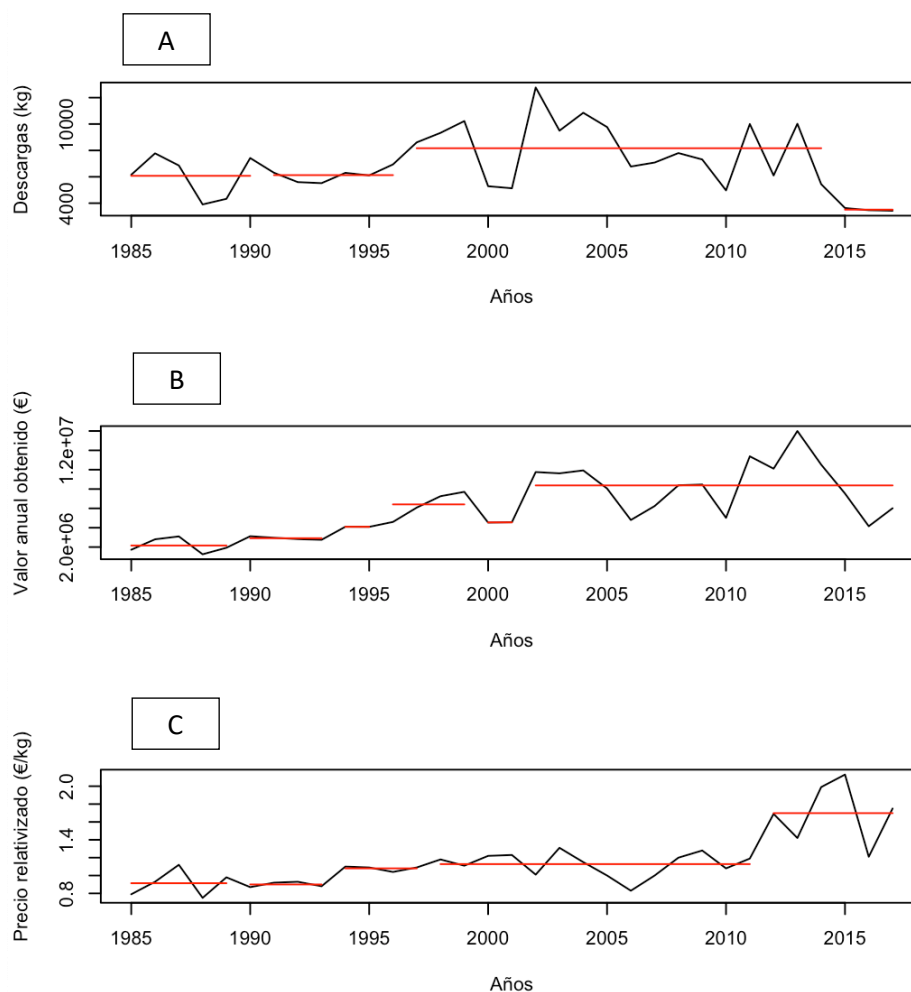


Figura 9. Serie temporal desde 1985 hasta 2017 de descargas (A), valor anual obtenido (B) y precio medio anual relativizado (C) de sardina. Las líneas rojas representan los períodos identificados por el análisis de puntos de cambio múltiple.

#### 4.1.3. Caballas

Los resultados gráficos de los *boxplot* y *dotchart* (Anexo I) mostraron como valores atípicos los dos valores más altos de descargas y de valor anual obtenido, correspondientes a los años 2015 y 2016. Los resultados numéricos del análisis de puntos de cambio múltiple se muestran en la tabla 4.

Las descargas de caballas alcanzaron su valor máximo en el año 2016 con una cantidad de 9310,68 t descargadas y un mínimo en 2012 de 8,99 t descargadas. Se identificaron seis períodos principales (figura 10A). La prueba estadística de Mann-Kendall mostró que no existe tendencia significativa en las descargas de caballas ( $p > 0,05$ ).

El máximo valor anual obtenido fue en el año 2016 con un valor de 5428517,52 € y el mínimo se obtuvo en el año 2012 con la cantidad de 15234,63 €. Se identificaron

cinco períodos principales (figura 10B). La prueba estadística de Mann-Kendall mostró que no existe tendencia significativa en el valor anual obtenido de la primera venta de caballas ( $p > 0,05$ ).

El precio medio de la caballa alcanzó su máximo en 2012 con 1,7 €/kg y su mínimo en 2008 con un valor de 0,37 €/kg. Se identificaron seis períodos principales (figura 10C). La prueba estadística de Mann-Kendall mostró que existe una tendencia decreciente significativa del precio medio de las caballas ( $S=-288$ ;  $p<0,05$ ).

Tabla 4. Resultados numéricos del análisis de puntos de cambio múltiple para las caballas.

Variable		Períodos principales					
		1	2	3	4	5	6
Descargas (t)	Años	1985 - 1988	1989 - 1991	1992 - 2006	2007 - 2009	2010 - 2012	2013 - 2017
	Media	5184,00	2682,18	1499,19	2203,44	2359,75	6646,53
Valor anual (€)	Años	1985 - 1988	1989 - 1991	1992 - 2009	2010 - 2013	2014 - 2017	
	Media	2269569	1671527	1013768	1447552	3744080	
Precio medio anual (€/kg)	Años	1985 - 1996	1997 - 2006	2007 - 2010	2011 - 2012	2013 - 2014	2015 - 2017
	Media	1,20	0,91	0,53	1,12	0,42	0,58

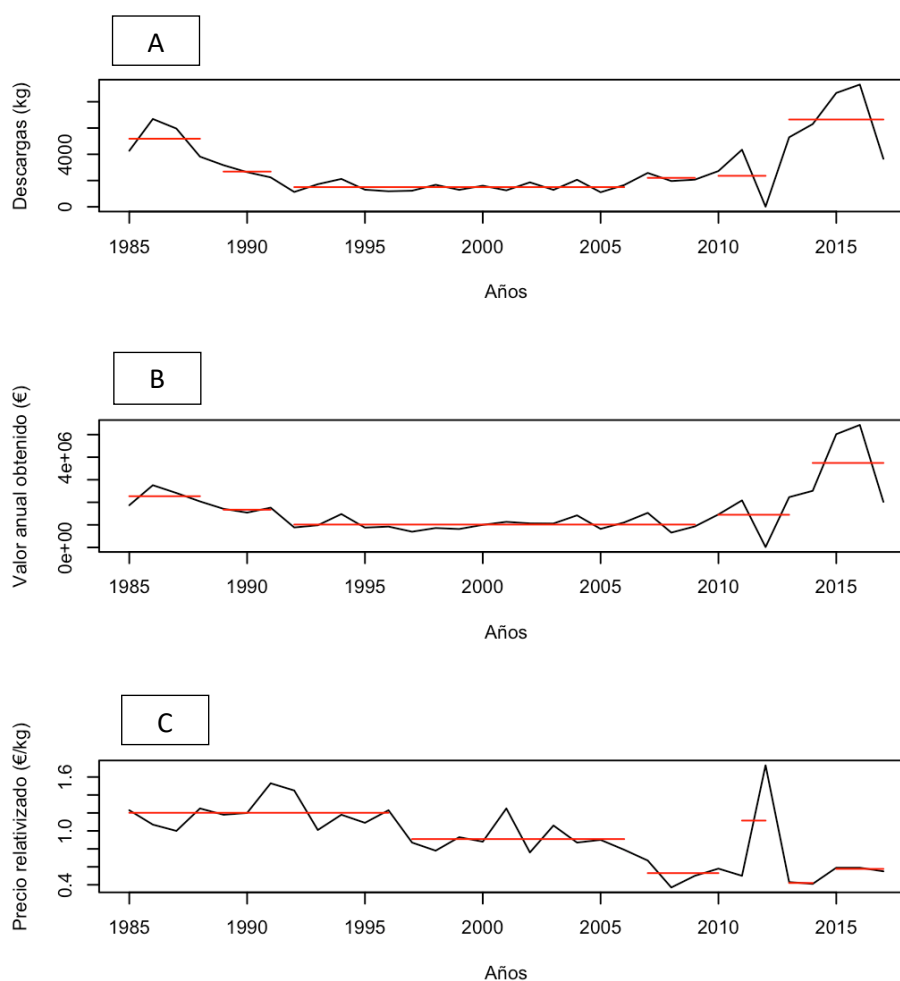


Figura 10. Serie temporal desde 1985 hasta 2017 de descargas (A), valor anual obtenido (B) y precio medio anual relativizado (C) de caballas. Las líneas rojas representan los períodos identificados por el análisis de puntos de cambio múltiple.

Los gráficos de autocorrelación (Anexo II) no mostraron ninguna periodicidad o ciclo aparente en los datos de sardina, ni de boquerón, ni de caballas, por lo que visualmente se descarta que existan ciclos dentro de la serie temporal.

## 4.2. Modelos estadísticos

Los pares de variables explicativas con una correlación mayor a  $\pm 0,7$  se presentan en el anexo III. Estos no fueron introducidos de manera conjunta en ningún modelo. Se probó la normalidad de las variables respuesta con objeto de verificar la viabilidad de los modelos de regresión lineal. Los resultados de la prueba de Shapiro-Wilk para el análisis de normalidad se muestran en el anexo IV.

Para realizar los modelos GLM y GAM se analizó la distribución que mejor se ajustó a las variables respuesta. Todas mostraron ajustarse mejor a una familia de distribución gamma que a la familia normal o gaussiana, por lo que tras la selección de

variables explicativas se probaron diferentes funciones de enlace para encontrar la que mejor se ajustara al modelo generado. Este proceso no se realizó en los modelos GAM debido a que, al generar estos modelos, el paquete de R *mgcv* usa por defecto la función de enlace inversa.

#### 4.2.1. Boquerón

##### Base de datos "dataset"

Se realizaron 109 modelos de regresión lineal, 217 modelos GLM y 36 modelos GAM con las descargas de boquerón como variable respuesta y las oscilaciones climáticas como variables explicativas. El mejor modelo obtenido de cada tipo se presenta en la tabla 5.

Tabla 5. Sinopsis de los modelos que mejor resultados presentaron tras la selección de variables explicativas usando las descargas de boquerón como variable respuesta y los índices de las oscilaciones climáticas como variables explicativas.

Los asteriscos indican un nivel de significancia de: 0 (\*\*\*), 0,001 (\*\*), 0,01 (\*) y 0.05 (#).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión lineal (lm.109)	EAs3_cb *	644,08	15,74
GLM (glm.083)	NAOs2 *	620,35	38,09
	AOw1 *		
	EA3_sq #		
GAM (gam.031)	NAO ***	608,81	78,3
	EAw2 **		

La única variable que se ajustó al modelo de regresión lineal fue la EA estival con un desfase de tres años al cubo (EAs3\_cb). El modelo explicó el 15,74% de la variabilidad de las descargas de boquerón, con un AICc de 644,08. Los residuos del modelo mostraron no distribuirse bajo una normal ( $W=0,77$ ;  $p<0,05$ ), ser homocedásticos ( $BP=0,04$ ;  $p>0,05$ ) y no estar autocorrelacionados ( $DW=1,77$ ;  $p>0,05$ ). Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a los años 1987, 1998 y 1999.

Las variables que mejor se ajustaron al modelo GLM fueron la NAO estival con dos años de desfase (NAOs2), la AO invernal con un desfase de un año (AOw1) y la EA con un desfase de tres años al cuadrado (EA3\_sq). La función de enlace que mejor se ajustó al modelo fue la inversa. El modelo explicó el 38,09% de la variabilidad de las descargas de boquerón, con un AICc de 620,35. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos ( $BP=2,42$ ;  $p>0,05$ ) y tener autocorrelación positiva ( $DW=1,38$ ;  $p<0,05$ ).

Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a los años 1985, 1991, 1998 y 1999.

Las variables que mejor se ajustaron al modelo GAM fueron la NAO (NAO) y el EA invernal con dos años de desfase (EAW2). El modelo explicó el 78,30% de la variabilidad en las descargas de boquerón, con un AICc de 608,81. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos (BP=0,15;  $p>0,05$ ) y tener autocorrelación positiva (DW=1,03;  $p<0,05$ ).

Ningún modelo presentó multicolinealidad.

Se realizaron los modelos bioeconómicos utilizando el precio de primera venta de caballas como variable respuesta junto con las descargas de boquerón y los índices climáticos previamente seleccionados como variables explicativas. El mejor modelo de cada tipo se presenta en la tabla 6.

Tabla 6. Sinopsis de los modelos bioeconómicos que mejor resultados presentaron usando el precio medio anual de sardina como variable respuesta, junto con las descargas de boquerón y los índices de las oscilaciones climáticas previamente seleccionados como variables explicativas.

El asterisco indica un nivel de significancia de 0,01 (\*).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión lineal	-	-	-
GLM (glm.ANE.002)	NAOs2 *	94,54	12,66
GAM	-	-	-

Ninguna variable se ajustó de forma significativa al modelo de regresión lineal ni al modelo GAM. La variable que mejor se ajustó al modelo GLM fue la NAO estival con un desfase de dos años (NAOs2). El modelo explicó un 12,66% de la variabilidad en los precios de primera venta de boquerón, con un AICc de 94,54. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos (BP=1,33;  $p>0,05$ ) y tener autocorrelación positiva (DW=0,58;  $p<0,05$ ).

#### **Base de datos "media móvil"**

Se realizaron 108 modelos de regresión lineal, 108 modelos GLM y 36 modelos GAM con las descargas de boquerón como variable respuesta y las oscilaciones climáticas como variables explicativas. El mejor modelo obtenido de cada tipo se presenta en la tabla 7.

Tabla 7. Sinopsis de los modelos que mejor resultados presentaron tras la selección de variables explicativas usando las descargas de boquerón como variable respuesta y los índices de las oscilaciones climáticas como variables explicativas.

Los asteriscos indican un nivel de significancia de: 0 (\*\*\*) y 0,01 (\*).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión lineal (lm.108)	NAOw3_cb *	572,37	54,43
	AO2 *		
	EAs3_cb *		
GLM (glm.082)	NAOw3_cb ***	540,25	75,99
	AO3 ***		
	EA3 ***		
GAM (gam.032)	NAOs3 ***	558,61	72,70
	AO2 ***		
	EAw3 *		

Las variables que mejor se ajustaron al modelo de regresión lineal fueron la NAO invernal con un desfase de tres años al cubo (NAOw3\_cb), la AO con dos años de desfase (AO2) y el EA estival con un desfase de tres años al cubo (EAs3\_cb). El modelo explicó el 54,43% de la variabilidad de las descargas de boquerón, con un AICc de 572,37. Los residuos del modelo mostraron no distribuirse bajo una normal ( $W=0,87$ ;  $p<0,05$ ), ser homocedásticos ( $BP=6,39$ ;  $p>0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva ( $DW=0,82$ ;  $p<0,05$ ). Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a la media de los años 1991 a 1993, 1996 a 1998, 1997 a 1999, 1998 a 2000 y 1999 a 2001.

Las variables explicativas que mejor se ajustaron al GLM fueron la NAO invernal con un desfase de tres años al cubo (NAOw3\_cb), AO con un desfase de tres años (AO3) y el EA con un desfase de tres años (EAw3). La función de enlace que mejor se ajustó al modelo fue la inversa. El modelo explicó el 75,99% de la variabilidad de las descargas de boquerón, con un AICc de 540,25. Los residuos del modelo mostraron ser heterocedásticos ( $BP=0,86$ ;  $p<0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva ( $DW=1,06$ ;  $p<0,05$ ). Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a la media de los años 1986 a 1988, 1996 a 1998, 1997 a 1999, 1998 a 2000 y 1999 a 2001.

Las variables que mejor se ajustaron al modelo GAM fueron la NAO estival con un desfase de tres años (NAOs3), la AO con un desfase de dos años (AO2) y el EA invernal con un desfase de tres años (EAw3). El modelo explicó el 72,70% de la variabilidad de



las descargas de boquerón, con un AICc de 558,61. Los residuos del modelo mostraron ser heterocedásticos (BP=11,11;  $p<0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva (DW=0,46;  $p<0,05$ ).

Ningún modelo presentó multicolinealidad.

Se realizaron los modelos bioeconómicos utilizando el precio de primera venta de las caballas como variable respuesta junto con las descargas de boquerón y los índices climáticos previamente seleccionados como variables explicativas. El mejor modelo de cada tipo se presenta en la tabla 8.

Tabla 8. Sinopsis de los modelos bioeconómicos que mejor resultados presentaron usando el precio medio anual de boquerón como variable respuesta, junto con las descargas de boquerón y los índices de las oscilaciones climáticas previamente seleccionados como variables explicativas.

Los asteriscos indican un nivel de significancia de: 0 (\*\*\*) y 0,05 (#).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión lineal (lm.ANE.002)	Desc_ANE ***	72,04	53,21
	NAOW3_cb #		
	EAs3_cb ***		
GLM (glm.ANE.003)	Desc_ANE ***	71,85	48,20
	AO3 #		
	EA3 ***		
GAM	-	-	-

Las variables que mejor se ajustaron al modelo de regresión lineal fueron las descargas de boquerón (Desc\_ANE), la NAO invernal con tres años de desfase al cubo (NAOW3\_cb) y el EA estival con tres años de desfase al cubo (EAs3\_cb). El modelo explicó el 53,21% de la variabilidad en los precios de primera venta, con un AICc de 72,04. Los residuos mostraron estar distribuidos bajo una normal ( $W=0,97$ ;  $p>0,05$ ), ser homocedásticos (BP=4,15;  $p>0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva (DW=1,17;  $p<0,05$ ).

Las variables que mejor se ajustaron al modelo GLM fueron las descargas de boquerón (Desc\_ANE), la AO con tres años de desfase (AO3) y el EA con tres años de desfase (EA3). La función de enlace que mejor se ajustó al modelo fue la identidad. El modelo explicó un 48,20% de la variabilidad en los precios de primera venta de boquerón, con un AICc de 71,85. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos (BP=15,03;  $p < 0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva (DW=0,70;  $p<0,05$ ).

Los modelos GAM no pudieron ser generados debido al error devuelto por el programa R "*Model has more coefficient than data*". Ningún modelo presentó multicolinealidad.

#### 4.2.2. Sardina

##### Base de datos "dataset"

Se realizaron 108 modelos de regresión lineal, 112 modelos GLM y 36 modelos GAM con las descargas de sardina como variable respuesta y las oscilaciones climáticas como variables explicativas. El mejor modelo obtenido de cada tipo se presenta en la tabla 9.

Tabla 9. Sinopsis de los modelos que mejor resultados presentaron tras la selección de variables explicativas usando las descargas de sardina como variable respuesta y los índices de las oscilaciones climáticas como variables explicativas.

Los asteriscos indican un nivel de significancia de: 0 (\*\*\*), 0,001 (\*\*), 0,01 (\*) y 0,05 (#).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión lineal (lm.060)	NAOw1_cb *	604,25	20,24
	AOw3_cb *		
GLM (glm.078)	NAOw1 ***	592,30	48,35
	AO3_cb #		
	EA1_cb ***		
GAM (gam.033)	NAOw1 *	600,68	79,00
	AOs3 **		
	EAs *		

Las variables que mejor se ajustaron al modelo de regresión lineal fueron la NAO invernal con desfase de un año al cubo (NAOw1), el AO con desfase de tres años al cubo (AO3\_cb) y el EA con desfase de un año al cubo (EA1\_cb). El modelo explicó el 48,35% de la variabilidad de las descargas de sardina, con un AICc de 592,30. Los residuos del modelo mostraron ser normales ( $W=0,97$ ;  $p>0,05$ ), homocedásticos ( $BP=0,23$ ;  $p>0,05$ ) y no estar autocorrelacionados ( $DW=1,38$ ;  $p>0,05$ ). Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a los años 1988, 1993, 2002 y 2017.

Las variables explicativas que mejor se ajustaron al GLM fueron la NAO invernal al cuadrado (NAOw\_sq) y el EA del año anterior al cubo (EA1\_cb). La función de enlace que mejor se ajustó al modelo fue la identidad. El modelo explicó el 43,53% de la variabilidad de las descargas de sardina, con un AICc de 592,48. Los residuos mostraron

ser homocedásticos (BP=2,48;  $p>0,05$ ) y no estar autocorrelacionados (DW=1,47;  $p>0,05$ ). Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a los años 1988, 2002, 2016 y 2017.

Las variables que mejor se ajustaron al modelo GAM fueron la NAO invernal con un año de desfase (NAOw1), el AO estival con tres años de desfase (AOs3) y el EA estival (EA). El modelo explicó el 79 % de la variabilidad de las descargas de sardina, con un AICc de 600,68. Los residuos mostraron ser homocedásticos (BP=2,40;  $p>0,05$ ) y no autocorrelacionados (DW=1,57;  $p>0,05$ ).

Ningún modelo presentó multicolinealidad.

Ningún modelo bioeconómico fue generado correctamente. Los modelos de regresión lineal y GLM introdujeron las variables de forma no significativa, y el modelo GAM presentó el error del programa R "*Model has more coefficient than data*".

#### **Base de datos "media móvil"**

Se realizaron 108 modelos de regresión lineal, 109 modelos GLM y 37 modelos GAM con las descargas de sardina como variable respuesta y las oscilaciones climáticas como variables explicativas. El mejor modelo obtenido de cada tipo se presenta en la tabla 10.

Tabla 10 Sinopsis de los modelos que mejor resultados presentaron tras la selección de variables explicativas usando las descargas de sardina como variable respuesta y los índices de las oscilaciones climáticas como variables explicativas.

Los asteriscos indican un nivel de significancia de: 0 (\*\*\*), 0,001 (\*\*), 0,01 (\*) y 0,05 (#).

<b>Modelo (código)</b>	<b>Variables explicativas</b>	<b>AICc</b>	<b>Varianza/Devianza explicada (%)</b>
Regresión lineal (lm.100)	NAOw1 ***	529,03	57,38
	AO1 ***		
	EAs1 #		
GLM (glm.095)	NAOw1 ***	516,12	74,85
	AOs1_cb ***		
	EAw3_cb ***		
GAM (gam.037)	AOs2 ***	519,88	86,7
	EA1 ***		

Las variables que mejor se ajustaron al modelo de regresión lineal fueron la NAO invernal con un año de desfase (NAOw1), la AO con un año de desfase (AO1) y el EA estival con un año de desfase (EAs1). El modelo explicó el 57,38% de la variabilidad en las descargas de sardina, con un AICc de 529,03. Los residuos del modelo mostraron ser

normales ( $W=0,94$ ;  $p>0,05$ ), homocedásticos ( $BP=1,25$ ;  $p>0,05$ ) y no estar autocorrelacionados ( $DW=1,48$ ;  $p>0,05$ ). Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a la media de los años 1994 a 1996, 2003 a 2005, 2004 a 2006, 2010 a 2012 y 2015 a 2017.

Las variables explicativas que mejor se ajustaron al GLM fueron la NAO invernal con un año de desfase (NAOw1), la AO estival con un año de desfase al cubo (AOs1\_cb) y el EA invernal con tres años de desfase al cubo (EAw3\_cb). La función de enlace que mejor se ajustó al modelo fue la identidad. El modelo explicó el 74,85% de la variabilidad en las descargas de sardina, con un AICc de 516,12. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos ( $BP=7,29$ ;  $p>0,05$ ) y no estar autocorrelacionados ( $DW=1,62$ ;  $p>0,05$ ). Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a la media de los años 1994 a 1996, 2003 a 2005, 2008 a 2010, 2014 a 2016 y 2015 a 2017.

Las variables que mejor se ajustaron al modelo GAM fueron la AO estival con dos años de desfase (AOs2) y el EA con un año de desfase (EA1). El modelo explicó el 86,7% de la variabilidad en las descargas de sardina, con un AICc de 519,88. Los residuos del modelo mostraron ser heterocedásticos ( $BP=13,70$ ;  $p<0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva ( $DW=0,45$ ;  $p<0,05$ ).

Ningún modelo presentó multicolinealidad.

Se realizaron los modelos bioeconómicos utilizando el precio de primera venta como variable respuesta junto con las descargas de sardina y los índices climáticos previamente seleccionados como variables explicativas. El mejor modelo de cada tipo se presenta en la tabla 11.

Tabla 11. Sinopsis de los modelos bioeconómicos que mejor resultados presentaron usando el precio medio anual de sardina como variable respuesta, junto con las descargas de sardina y los índices de las oscilaciones climáticas previamente seleccionados como variables explicativas.  
Los asteriscos indican un nivel de significancia de: 0 (\*\*\*), 0,001 (\*\*) y 0,01 (\*).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión lineal (lm.PIL.002)	Desc_PIL ** EAs1 ***	-10,39	51,66
GLM (glm.PIL.002)	AOs1_cb #	2,68	10,73
GAM (gam.PIL.002)	EA1 ***	-17,57	61,4

Las variables que mejor se ajustaron al modelo de regresión lineal fueron las descargas de sardina (Desc\_PIL) y el EA estival con un año de desfase (EAs1). El modelo explicó el 51,66% de la variabilidad en los precios de primera venta de sardina, con un AICc de -10,39. Los residuos no cumplieron la asunción de normalidad ( $W=0,86$ ;  $p<0,05$ ), mostraron ser homocedásticos ( $BP=0,58$ ;  $p>0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva ( $DW=0,74$ ;  $p<0,05$ ).

La única variable que se ajustó al modelo GLM fue la AO estival con un año de desfase al cubo (AOs1\_cb). La función de enlace que mejor se ajustó al modelo fue la identidad. El modelo explicó el 10,73% de la variabilidad en los precios de primera venta de sardina, con un AICc de 2,68. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos ( $BP=0,46$ ;  $p>0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva ( $DW=0,19$ ;  $p<0,05$ ).

La única variable que se ajustó al modelo GAM fue el EA con un año de desfase (EA1). El modelo explicó el 61,4% de la variabilidad en los precios de primera venta de sardina, con un AICc de -17,57. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos ( $BP=0,92$ ;  $p>0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva ( $DW=0,50$ ;  $p<0,05$ ).

Ningún modelo presentó multicolinealidad.

#### 4.2.3. Caballas

##### Base de datos "dataset"

Se realizaron 109 modelos de regresión lineal y 36 modelos GAM con las descargas de caballas como variable respuesta y las oscilaciones climáticas como variables explicativas. No se pudo generar un modelo GLM debido a que ninguna variable se introdujo de forma significativa. El mejor modelo obtenido de cada tipo se presenta en la tabla 12.

Tabla 12. Sinopsis de los modelos que mejor resultados presentaron tras la selección de variables explicativas usando las descargas de caballas como variable respuesta y los índices de las oscilaciones climáticas como variables explicativas.

Los asteriscos indican un nivel de significancia de: 0 (\*\*\*) , 0,001 (\*\*) y 0,05 (#).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión lineal (lm.109)	NAOs3_sq #	586,36	50,28
	EA_cb **		
GLM	-	-	-
GAM (gam.025)	EA ***	589,62	19,00

Las variables que mejor se ajustaron al modelo de regresión lineal fue la NAO estival de tres años antes al cuadrado (NAOs3\_sq) y el EA al cubo (EA\_cb). El modelo explicó el 50,28 % de la variabilidad de las descargas de caballas, con un AICc de 586,36. Los residuos del modelo mostraron ser normales ( $W=0,98$ ;  $p>0,05$ ), homocedásticos ( $BP=4,06$ ;  $p>0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva ( $DW=1,05$ ;  $p<0,05$ ). Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a los años 1986, 1987, 2012, 2015 y 2016.

La única variable que se ajustó al modelo GAM fue el EA (EA). El modelo explicó el 19% de la variabilidad de las descargas de caballas, con un AICc de 589,62. Los residuos mostraron ser heterocedásticos ( $BP=9,50$ ;  $p<0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva ( $DW=0,98$ ;  $p<0,05$ ).

Ningún modelo presentó multicolinealidad.

Se realizaron los modelos bioeconómicos utilizando el precio de primera venta de las caballas como variable respuesta, y las descargas de caballas y los índices climáticos como variables explicativas. El mejor modelo de cada tipo se presenta en la tabla 13.

Tabla 13. Sinopsis de los modelos bioeconómicos que mejor resultados presentaron usando el precio medio anual de sardina como variable respuesta, junto con las descargas de sardina y los índices de las oscilaciones climáticas previamente seleccionados como variables explicativas.

Los asteriscos indican un nivel de significancia de 0,001 (\*\*).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión lineal	-	-	-
GLM	-	-	-
GAM (gam.MAZ.002)	EA **	18,03	27,00

Los modelos de regresión lineal y GLM no pudieron ser generados debido a que ninguna variable se introdujo de forma significativa.

La variable que mejor se ajustó al modelo GAM fue la EA (EA). Se utilizó la función de enlace inversa. El modelo explicó un 27% de la variabilidad en los precios de primera venta de caballas, con un AICc de 18,03. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos ( $BP=0,48$ ;  $p>0,05$ ) y no autocorrelacionados ( $DW=2,01$ ;  $p>0,05$ ).

**Base de datos "media móvil"**

Se realizaron 108 modelos de regresión lineal, 109 modelos GLM y 36 modelos GAM con las descargas de caballas como variable respuesta y las oscilaciones climáticas como variables explicativas. El mejor modelo obtenido de cada tipo se presenta en la tabla 14.

Tabla 14. Sinopsis de los modelos que mejor resultados presentaron tras la selección de variables explicativas usando las descargas de caballas como variable respuesta y los índices de las oscilaciones climáticas como variables explicativas.

Los asteriscos indican un nivel de significancia de: 0 (\*\*\*), 0,001 (\*\*) y 0,05 (#).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión Lineal (lm.075)	NAOs3_sq #	534,09	62,09
	AOw3 #		
	EA_cb **		
GLM (glm.098)	NAOs3_sq **	518,23	63,48
	AOw3 **		
	EAs_sq **		
GAM (gam.033)	NAOs3 ***	513,57	94,4
	AOw3 ***		
	EAs ***		

Las variables que mejor se ajustaron al modelo de regresión lineal fueron la NAO estival con tres años de desfase al cuadrado (NAOs3\_sq), la AO invernal con tres años de desfase (AOw3) y el EA al cubo (EA\_cb). El modelo explicó el 62,09% de la variabilidad de las descargas de caballas, con un AICc de 534,09. Los residuos del modelo mostraron distribuirse bajo una distribución normal ( $W=0,93$ ;  $p<0,05$ ), ser homocedásticos ( $BP=1,87$ ;  $p>0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva ( $DW=0,25$ ;  $p<0,05$ ). Las observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a la media de los años 1985 a 1987, 1986 a 1988, 1987 a 1989, 2014 a 2016 y 2015 a 2017.

Las variables explicativas que mejor se ajustaron al GLM fueron la NAO estival con tres años de desfase al cuadrado (NAOs3\_sq), la AO invernal con tres años de desfase (AOw3) y el EA estival al cuadrado (EAs\_sq). La función de enlace que mejor se ajustó al modelo fue la inversa. El modelo explicó el 63,48% de la variabilidad en las descargas de caballas, con un AICc de 518,23. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos ( $BP=3,59$ ;  $p>0,05$ ) y estar autocorrelacionados ( $DW=0,66$ ;  $p<0,05$ ). Las

observaciones atípicas o influyentes fueron las correspondientes a la media de los años 1985 a 1987, 1986 a 1988, 2012 a 2014, 2013 a 2015 y 2015 a 2017.

Las variables que mejor se ajustaron al modelo GAM fueron la NAO estival con tres años de desfase (NAOs3), la AO invernal con tres años de desfase (AOw3) y el EA estival (EAs). El modelo explicó el 94,4% de la variabilidad de las descargas de caballas, con un AICc de 513,57. Los residuos del modelo mostraron ser homocedásticos (BP=5,01;  $p>0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva (DW=0,28;  $p<0,05$ ).

Ningún modelo presentó multicolinealidad.

Se realizaron los modelos bioeconómicos utilizando el precio de primera venta de las caballas como variable respuesta junto con las descargas de caballas y los índices climáticos como variables explicativas. El mejor modelo de cada tipo se presenta en la tabla 15.

Tabla 15. Sinopsis de los modelos bioeconómicos que mejor resultados presentaron usando el precio medio anual de caballas como variable respuesta, junto con las descargas de caballas y los índices de las oscilaciones climáticas previamente seleccionados como variables explicativas.

Los asteriscos indican un nivel de significancia de 0,001 (\*\*).

Modelo (código)	Variables explicativas	AICc	Varianza/Devianza explicada (%)
Regresión Lineal (Im.MAZ.003)	EA_cb ***	-2,38	32,75
GLM	-	-	-
GAM	-	-	-

La variable que mejor se ajustó al modelo de regresión lineal fue la EA al cubo (EA\_cb). El modelo explicó el 32,75% de la variabilidad en los precios de primera venta de caballas, con un AICc de -2,38. Los residuos mostraron estar distribuidos bajo una normal ( $W=0,95$ ;  $p>0,05$ ), ser homocedásticos (BP=0,08;  $p>0,05$ ) y tener una autocorrelación positiva (DW=0,39;  $p<0,05$ ).

Ninguna variable fue introducida de manera significativa al modelo GLM.

Los modelos GAM no pudieron ser generados debido al error devuelto por el programa R "*Model has more coefficient than data*".



## 5. DISCUSIÓN

### 5.1. Boquerón

Para esta especie, el análisis de puntos de cambio múltiple mostró una tercera etapa con una media destacablemente mayor que el resto de las etapas. Según la información descrita por García del Hoyo (1997), la regulación de las pesquerías de cerco en 1985 junto con un aumento de la demanda de caballa por la industria conservera local entre 1984 y 1987 permitieron una disminución en la intensidad de pesca del boquerón. Esto, unido a una mejora de las condiciones ambientales a partir del año 1985 hizo que esta especie mostrase un incremento del stock pesquero respecto a los años anteriores. Por tanto, el aumento destacado de las descargas de boquerón en la tercera fase identificada por los puntos de cambio múltiple (años 1997 - 2000) puede ser explicada de acuerdo con García-Isarch *et al.* (2012) por un aumento del esfuerzo pesquero que varió desde 230 mareas de pesca en 1995 a 2781 mareas en 1999, mismo año en el que se encuentra el pico máximo de descargas analizado en la serie temporal de este estudio. Los mínimos identificados en los años 1995 y 2000 son debidos a la finalización de acuerdos entre la Unión Europea y Marruecos, que no volvió a renovarse hasta el año 2006 (García-Isarch *et al.*, 2012). A partir del año 2002 y hasta el año 2004 la flota cerquera de gran tonelaje volvió a faenar. A partir de 2004, la combinación de vedas pesqueras y la reducción de buques cerqueros (ICES, 2007) condujeron a una disminución del esfuerzo pesquero, aunque este efecto no ha tenido influencia en picos máximos o mínimos en la serie temporal analizada, debido al aumento del número de buques cerqueros de pequeño tonelaje. Desde el año 2002, el bajo reclutamiento del boquerón ha mantenido la población en niveles críticos históricos (ICES, 2008). Tanto en el año 1987 como en el año 2011, las descargas oficiales superaron la cuota de pesca asignada al Golfo de Cádiz (ICES, 2019).

Al utilizar la base de datos "dataset" se generaron los tres modelos de forma correcta. El modelo de regresión lineal se generó con la variable respuesta "Descargas de boquerón" no distribuida bajo una normal. Como los residuos del modelo tampoco fueron normales, este modelo quedó descartado. El modelo GLM y el GAM, a pesar de presentar buenos resultados en los residuos, tuvieron un AICc mayor que los generados

con la base de datos "media móvil". Por ello, se descartaron tanto los modelos ecológicos como los modelos bioeconómicos generados a partir de ellos.

A partir de la base de datos "media móvil", el modelo de regresión lineal mostró que los residuos no cumplían la asunción de normalidad, por lo que se rechazó su validez a pesar de mostrar buenos resultados en cuanto a porcentaje de varianza explicada (54,43%). El modelo GLM generado obtuvo ligeramente mejores resultados que el GAM, explicando casi un 76 % de la varianza frente al 72,70% explicada por el GAM. Los residuos tanto del modelo GLM como del modelo GAM mostraron ser heterocedásticos y estar autocorrelacionados de forma positiva. Debido a que los modelos GLM son más permisivos que los GAM a vulneraciones de la homocedasticidad y que la autocorrelación fue menor en el GLM, el modelo GAM fue descartado. Con datos de series de tiempo, es muy probable que el valor de una variable observada en el período de tiempo actual sea similar a su valor en el período anterior, o incluso al período anterior a ese, y así sucesivamente (Box y Pierce, 1970). Por lo tanto, al ajustar un modelo de regresión a datos de series de tiempo, es común encontrar autocorrelación en los residuos. En este caso, el modelo estimado quebranta el supuesto de que no hay autocorrelación en los errores, y los pronósticos de este estudio pueden ser ineficientes; queda información que debe contabilizarse en el modelo para obtener mejores pronósticos. Los pronósticos de un modelo con errores autocorrelacionados siguen siendo insesgados y, por lo tanto, no son "incorrectos", pero generalmente tendrán intervalos de predicción mayores de lo necesario. El GLM incluyó los tres índices climáticos estudiados en este trabajo con el mismo desfase temporal (tres años), correspondiéndose a las variables NAO invernal al cubo, y AO y EA anual. Las correlaciones entre las variables explicativas y la respuesta fueron  $\rho = 0,35$  ( $p = 0,05$ ) para la NAOw3\_cb,  $\rho = -0,24$  ( $p > 0,05$ ) para la AO3 y  $\rho = -0,24$  ( $p < 0,05$ ) para la EA3. Estas correlaciones indican que una NAO invernal al cubo positiva, y una AO y EA negativas benefician a las descargas de boquerón tres años después (figura 11).

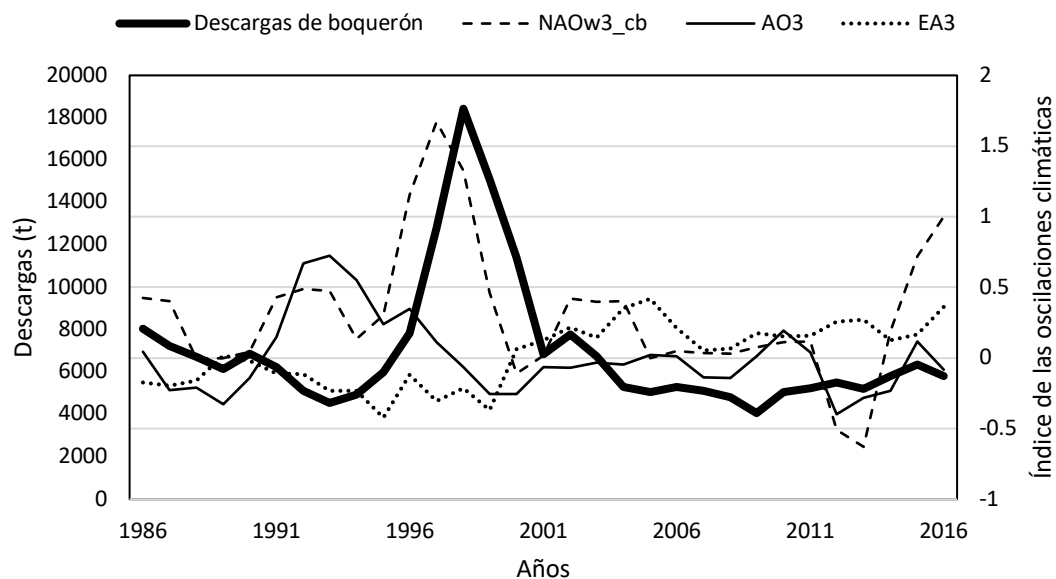


Figura 11. Representación gráfica de las descargas de boquerón junto al valor de los índices de las oscilaciones climáticas seleccionadas en el modelo GLM (glm.082). Todas las variables tienen realizada la media móvil.

Las fases negativas de la AO y la EA están asociadas a un aumento de las precipitaciones en el sur de Europa (Ambaum *et al.*, 2001; Rodríguez-Puebla *et al.*, 1998; 2001; 2002). Las perturbaciones atmosféricas afectan a la sedimentación marina por una transferencia de energía desde el aire al mar, y de éste al fondo marino (De Luque, 2008). Esta transferencia de energía hacia el mar agita las aguas favoreciendo la mezcla de aguas profundas y superficiales incrementando el aporte de nutrientes hacia la superficie (Báez *et al.*, 2013b) afectando positivamente a la producción primaria y esta a su vez a la abundancia de boquerón. Estos resultados son similares a los encontrados por Báez y Real (2011), quienes hallaron una correlación entre las descargas de boquerón con la NAO del año previo en el Golfo de Cádiz, relacionando esta influencia ecológica positiva a la mezcla de nutrientes provocada por el aumento del número e intensidad de las precipitaciones cuando la NAO está en su fase negativa. Esta similitud de resultados puede deberse a la conexión entre la NAO y la AO (Overland *et al.*, 2010).

El inicio del período de desove del boquerón en el Golfo de Cádiz está relacionado con el calentamiento estacional de las aguas superficiales del mar y con el inicio de la estratificación de la columna de agua (Motos *et al.*, 1996; Baldó *et al.*, 2006), por lo que una NAO invernal positiva adelanta este calentamiento estacional y, con ello, el desove del boquerón en el Golfo de Cádiz. Por lo tanto, la relación entre la NAO

invernal con las descargas de boquerón tres años después podría ser explicada atendiendo a la asociación del desove de boquerón y las altas temperaturas (Palomera, 1992; García and Palomera, 1996; Motos et al., 1996; Kideys et al., 1999; Baldó *et al.*, 2006).

La presencia del boquerón también está muy asociada al aporte de nitrógeno de la costa, afloramientos y ríos (Checkley *et al.*, 2017). Báez *et al.* (2013b), encontró una relación entre las fases positivas de la AO y la NAO durante el año previo al desove con el incremento de agua dulce que se incorpora al Mar de Alborán reduciendo la salinidad y bloqueando los *upwellings*. La explicación que plantea este estudio para relacionar el desfase de tres años entre la influencia de las condiciones ambientales y las descargas de boquerón se basa en las clases de edad que más se capturan en la zona de estudio, siendo la clase de edad 2 la más representada (Cosín, 2014), lo que sugiere un efecto en cadena: las condiciones ambientales en el año  $X-3$  afectan al stock que desova en el año  $X-2$ , que a su vez son los que se encontrarán en el año  $X$ .

El modelo bioeconómico derivado de este, explicó el 48,20% de la variabilidad del precio medio de boquerón a partir de las variables de descarga de boquerón ( $\rho = -0,10$ ;  $p > 0,05$ ), y AO ( $\rho = 0,13$ ;  $p > 0,05$ ) y EA ( $\rho = -0,47$ ;  $p < 0,05$ ) con un desfase de tres años. De acuerdo con Fernández *et al.* (2020), la baja correlación entre las variables explicativas y la variable respuesta es esperable cuando hay una cantidad tan alta de factores que pueden modular los precios. Este mismo autor demostró la relación entre la variación de los precios de primera venta de boquerón con la AO de un año previo y la NAO en el Mar de Alborán. El modelo seleccionado demuestra que la cantidad de descargas va a influir en el precio medio de primera venta, por lo que se verifica que el efecto de las condiciones ambientales con un desfase de tres años va a influir, tanto en las descargas de boquerón de años posteriores, como en el precio medio de primera venta, afectando a este último de una forma indirecta. Debido a la falta de sentido ecológico que tendría demostrar las descargas con unas variables explicativas y el precio medio de primera venta con otras, el resto de los modelos bioeconómicos quedan descartados.

## 5.2. Sardina

Las etapas del estudio de puntos de cambio múltiple muestran que la sardina en el año 2017 se encuentra en un mínimo histórico. A partir de finales de los años 90, un

aumento de la mortalidad por pesca y una disminución del reclutamiento tuvieron un efecto negativo en la abundancia de sardina. Tras un último buen reclutamiento en el año 2004, el reclutamiento de sardina disminuyó a niveles muy bajos durante los años 2006 a 2010, afectando a las capturas de los años posteriores (Garrido *et al.*, 2007; ICES, 2011). Tanto el valor anual obtenido como el precio medio de la sardina han ido en incremento en la serie temporal, posiblemente debido a la baja oferta de sardina y la demanda de los consumidores.

El reclutamiento de la sardina se ve muy perjudicado cuando la temperatura tiende a ser superior o inferior del rango óptimo (Garrido *et al.*, 2017). Cabrero *et al.* (2019) analizaron diferentes cambios de régimen de sardina en la costa atlántica ibérica, atribuyendo estos a variaciones de la NAO y la EA. La EA en 1998 cambió a una fase positiva, lo que está asociado a un aumento de la temperatura superficial del mar y una disminución de las precipitaciones en Europa. Por otro lado, la NAO invernal desde noviembre 1995 hasta febrero de 1996 cambió hacia una dominancia de la fase negativa, asociada a inviernos más cálidos y húmedos en el sur de Europa (Hurrell y Dickson, 2004). Por lo tanto, tanto la NAO como la EA estaban en las fases que conducen a un aumento de la temperatura del agua. Estos resultados coinciden con los de Vargas-Yáñez *et al.* (2020), quien explica para el Mar de Alborán que los años más cálidos producen una disminución del reclutamiento y, por tanto, una disminución de las descargas de sardina, mientras que años más fríos tienen el efecto contrario. Además, la alta productividad primaria durante la época y en el área de desove está muy relacionada tanto a un aumento del reclutamiento de sardina (Vargas-Yáñez *et al.*, 2020), como a la presencia de sardinas adultas (Garrido *et al.*, 2017). En el año 2017, las descargas registradas superaron la cuota de 17000 t asignada al Golfo de Cádiz (ICES, 2018a).

Al utilizar la base de datos "dataset" se generaron los tres modelos de forma correcta. Los residuos del modelo de regresión lineal cumplieron todas las asunciones. Sin embargo, el mayor AICc y menor porcentaje de varianza explicada que el resto motivaron su descarte. Tanto en el GLM como en el GAM, las asunciones fueron cumplidas, y este último con un gran porcentaje de varianza explicada, pero los resultados de los modelos al usar la base de datos "media móvil" mostraron un AICc menor, por lo que se procedió a analizar esta base de datos. Al analizar los modelos

generados, por lo general los modelos explicaron mayor porcentaje de varianza que con la base de datos anterior. El modelo de regresión lineal partió de una variable respuesta no distribuída bajo una normal, pero todas las asunciones del modelo se cumplieron, por lo que su validez se admitió. Sin embargo, el bajo porcentaje de varianza explicada junto con el mayor AICc lo convierte en menor válido que el resto. El modelo GAM presentó heterocedasticidad en los residuos y autocorrelación positiva, por lo que fue descartado. El GLM es el que menor AICc ha obtenido (516,12) con un porcentaje de varianza ligeramente menor (74,85%) que el modelo GAM (86,7%). Los residuos de este modelo fueron homocedásticos y sin autocorrelación, por lo que se seleccionó este modelo como el más válido entre el resto. El modelo GLM utilizó las variables explicativas NAO invernal con un año de desfase ( $r=-0,57$ ;  $p<0,05$ ), AO estival con un año de desfase al cubo ( $r=0,01$ ,  $p>0,05$ ) y EA invernal con tres años de desfase al cubo ( $r=0,14$ ;  $p>0,05$ ) como variables explicativas (figura 12).

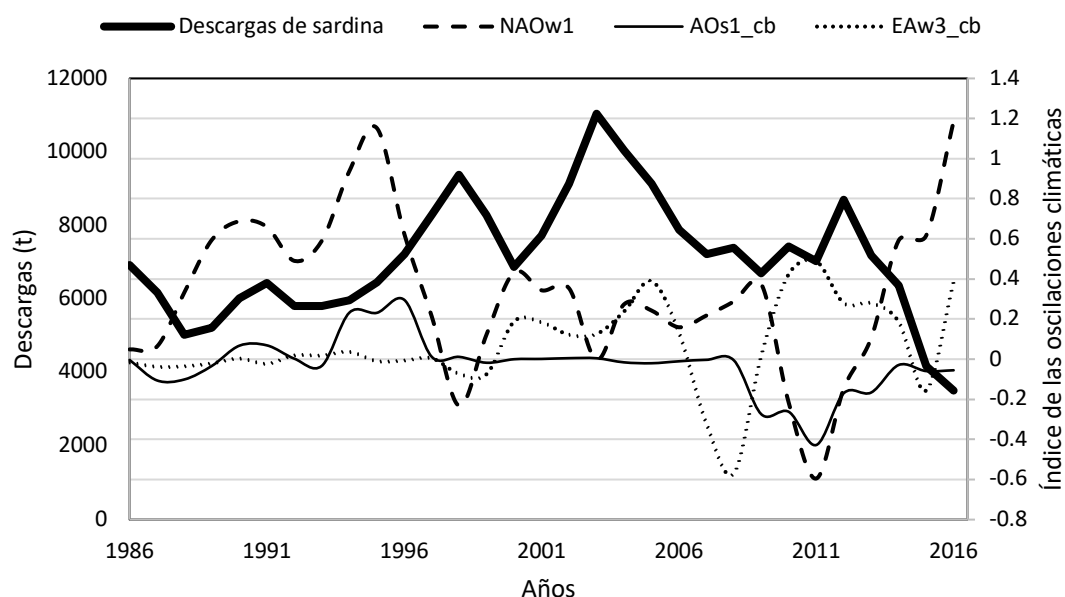


Figura 12. Representación gráfica de las descargas de sardina junto al valor de los índices de las oscilaciones climáticas seleccionadas en el modelo GLM (glm.095). Todas las variables tienen realizada la media móvil.

La NAO invernal es la variable explicativa que mayor correlación tiene con las descargas, de manera que una NAO invernal negativa durante el invierno previo favorece las descargas de sardina. La NAO está asociada a sucesos de afloramientos costeros, que están conectados en todo el mundo con poblaciones masivas de clupeidos. Esto sugiere que hay una conexión entre el aumento de estos afloramientos

y la dinámica de población de este grupo (Beamish, 1995). Sin embargo, existe controversia respecto a esta relación. Varios autores (Belvèze y Erzini, 1983; Wyatt y Pérez-Gándaras, 1988; Alheit *et al.*, 2013) encontraron una relación positiva entre la intensidad de los afloramientos y las capturas de sardina. Por otro lado, Dickson *et al.* (1988) encontraron una relación negativa. La explicación a esta controversia es que los afloramientos pueden afectar al éxito de las larvas de dos modos diferentes (Wyatt y Pérez-Gándaras, 1988; Cury y Roy, 1989; Guisande *et al.*, 2001); por un lado, y al igual que en el caso del boquerón, los afloramientos pueden aumentar la producción primaria debido a la mezcla de las capas más profundas ricas en nutrientes, con el consiguiente éxito del reclutamiento. Sin embargo, el aumento de los afloramientos conduce a un aumento de la deriva larvaria en alta mar, lo que puede reducir el éxito del reclutamiento al dispersar las larvas en áreas con alimentos en cantidades bajas o de baja calidad. Los afloramientos también podrían tener un efecto perjudicial sobre las larvas al limitar el alimento cuando la luz se reduce con la mezcla de la columna de agua. Los resultados de este estudio, de acuerdo con Guisande *et al.* (2001), indican que el efecto ventajoso de la NAO en su fase negativa sobre el reclutamiento de la sardina es debido a que los vientos predominantes del sur conducen el flujo del agua desde el mar hacia la costa evitando la deriva larvaria en alta mar, así como a la mezcla de nutrientes en la columna debido a las tormentas provocadas en el área de estudio por esta fase negativa.

Las otras dos variables explicativas, AO y EA, tienen una baja correlación no significativa, lo que sugiere una menor influencia en las descargas, aunque significantes dentro del modelo. El máximo de extracción de sardina se obtiene entre agosto y octubre (Consejería de Agricultura y Pesca, 2001), fecha en la que la AO estival está ocurriendo. Aunque la linealidad con la variable respuesta ha sido prácticamente nula, esto sugiere que el efecto de la AO está afectando a las condiciones del agua de las sardinas desovantes, modificando así el éxito del reclutamiento. Por otro lado, el EA, podría estar afectando al reclutamiento de la sardina a partir de la variación de la temperatura invernal de tres años previos a las capturas (Torralba *et al.*, 2009).

El modelo bioeconómico derivado de este GLM solo explica el 10,73% de la varianza en las descargas de sardina, además de tener una autocorrelación positiva casi perfecta, por lo que su validez queda descartada. La cantidad de descargas no

estuvieron incluidas en este modelo, lo que sugiere que el precio de la sardina está modulado por otra variable. Tanto el boquerón como la sardina son dos de las especies de mayor interés comercial para el Golfo de Cádiz. Para toda la serie de datos excepto el año 2015, el precio medio anual del boquerón ha sido superior al de sardina. Existen factores muy influyentes en el precio de sardina como la demanda por la industria conservera o la alta naturaleza estacional de la demanda para su consumo en fresco, especialmente durante los meses de verano, donde su valor puede llegar a multiplicarse por tres (Casimiro-Soriguer *et al.*, 2000). De acuerdo con Casimiro-Soriguer *et al.* (2000), existe una dependencia del precio de boquerón y sus descargas, pero no una dependencia del precio de sardina y sus descargas. Nuestros resultados coinciden con Casimiro-Soriguer *et al.* (2000), demostrando que existe una correlación negativa significativa entre el precio del boquerón y el de la sardina ( $r=-0,65$ ;  $p<0,05$ ), de modo que cuando el precio del boquerón aumenta, disminuye el de la sardina, y viceversa.

### 5.3. Caballas

El análisis de puntos de cambio múltiple muestra dos etapas donde las descargas de caballas fueron más altas y una etapa central estable que abarca desde 1992 a 2009 donde hubo menos descargas. En la primera etapa, desde el año 1986 y hasta 1992, el stock de caballas sufrió un declive. Esta situación es explicada por García del Hoyo (1997) y la atribuye al aumento de la demanda de caballa por la industria conservera entre 1985 y 1987. Según este mismo autor, el factor climatológico que más influye en la dinámica poblacional de las caballas es la temperatura y es esto mismo lo que causa fluctuaciones interanuales en el stock. Temperaturas muy altas durante la época de puesta disuaden al stock de continuar la época de desove, afectando al reclutamiento dos años después. Por lo tanto, temperaturas máximas relativamente bajas en el año 1984 junto con la intensa actividad pesquera motivada por la demanda de la industria conservera son los principales motivos de la elevada cantidad de descargas en la primera etapa del análisis. Tras esta etapa, una disminución de la demanda de caballas por la propia industria permitió al stock estabilizarse sin seguir disminuyendo con una cantidad de descargas inferior a las dos primeras etapas de la serie temporal. Desde el año 1992 y hasta 2006, las descargas de caballas se mantuvieron a un nivel bajo. A partir de este año las descargas de caballa han aumentado, a excepción de un mínimo en el año 2012. Este aumento está muy relacionado con el aumento de la demanda de caballa por la industria



conservera. Hasta entonces, las caballas no eran especies objetivo para la flota cerquera, si no captura accesoria usada como cebo para capturar otras especies (Correira, 2016; Villamor *et al.*, 2017). El mínimo de descargas encontrado en 2012 es debido a la reducción de cuota pesquera implantada para las caballas debido a la sobrepesca que hubo en el año 2010 (Villamor *et al.*, 2010). En el año 2017 las caballas se encuentran en declive. Esto puede ser debido a una disminución del reclutamiento y a una alta presión pesquera durante los años 2015 y 2016 (ICES, 2018b).

El valor anual obtenido en las caballas se ha comportado de la misma forma que las descargas. Sin embargo, el precio medio anual ha sufrido oscilaciones. Cabe destacar que estas oscilaciones en los precios han ocurrido mientras las descargas de caballas se comportaban de manera estable y se han estabilizado cuando la cantidad de descargas oscilaba.

A partir de la base de datos "dataset" se generaron correctamente el modelo de regresión lineal y el GAM. El modelo GAM presentó residuos heterocedásticos y autocorrelacionados, por lo que se descartó su validez. Los residuos del modelo de regresión lineal se distribuyeron bajo una normal aun partiendo de una variable respuesta no normal y fueron homocedásticos. También tuvieron una correlación positiva casi perfecta. Sin embargo, los modelos generados a partir de la base de datos "media móvil" mostraron tener un AICc menor. Las variables NAO estival con un desfase de tres años, AO invernal con un desfase de tres años y EA estival fueron introducidas de manera significativa en los tres modelos generados. Estas tres variables se ajustaron mejor al modelo GAM, que fue el que presentó un AICc menor que el resto (513,57) y mayor porcentaje de varianza explicada (94,4%), con los residuos homocedásticos, aunque autocorrelacionados de forma positiva. Las variables NAO estival y AO invernal con tres años de desfase presentaron una correlación inversa significativa con las descargas de caballas ( $\rho=-0,35$ ;  $p=0,05$  y  $\rho=-0,44$ ;  $p<0,05$ , respectivamente) por lo que, tanto las fases negativas de la NAO estival como de la AO invernal afectan positivamente a las descargas de caballas tres años después (figura 13).

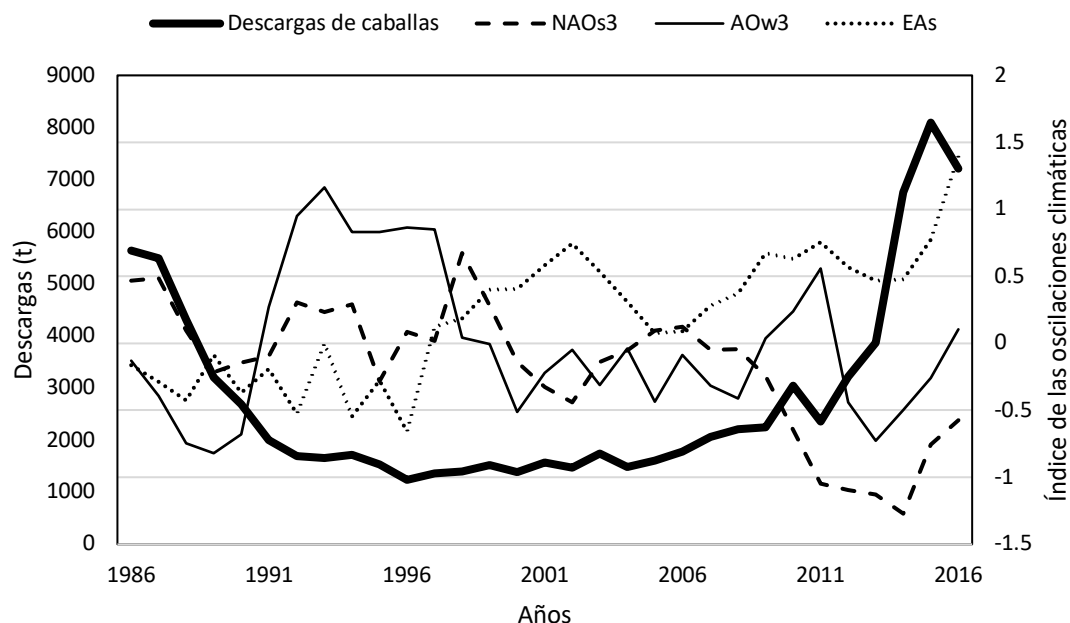


Figura 13. Representación gráfica de las descargas de caballas junto al valor de los índices de las oscilaciones climáticas seleccionadas en el modelo GAM (gam.033). Todas las variables tienen realizada la media móvil.

Las caballas desplazan su puesta a medida que se produce el calentamiento estacional de las aguas atlánticas, de modo que comienzan su puesta en enero en el sudoeste de la Península Ibérica y en julio lo hace al oeste de Escocia. Por lo tanto, la influencia del aire frío promovido por la NAO en fase negativa durante el verano seguida de la influencia de del aire frío polar promovido por una AO negativa durante el invierno siguiente provoca que la aguas iberoatlánticas se encuentren en una temperatura óptima para el desove de las caballas, que se refleja en un mejor reclutamiento. Nuestros resultados sugieren la misma explicación que García del Hoyo (1997): este reclutamiento podría provocar un aumento de las descargas de caballa al cabo de dos años, ya que la influencia de las dos variables climáticas introducidas, a pesar de encontrarse con un desfase de tres años estarían afectando de manera retardada a las caballas en época de desove con un desfase de dos años.

Ningún modelo bioeconómico válido pudo ser generado a partir de este modelo GAM, debido al error provocado por la alta cantidad de coeficientes respecto al número de datos. De forma predeterminada, la función de suavizado del paquete *mgcv* elige una dimensión base de 10 para generar una dimensión suavizada, lo que da diez parámetros sin suavizar. Después de centrar la restricción, se obtiene un parámetro menos, pero

aún quedan nueve parámetros para cada suavizado. Al introducir cuatro variables explicativas (las tres climáticas y la de descargas) se están añadiendo cuatro suavizados para cada una de las 31 observaciones de cada variable. Entonces, se han generado 36 parámetros en las condiciones de suavizado más el intercepto, que es superior al número de observaciones por variable que originalmente se tiene. Para solucionar esto, lo más sencillo es aumentar el número de observaciones, que en el caso de este estudio sería aumentar la cantidad de años que se analizan en la serie temporal.

Al analizar la correlación existente entre los precios de la caballa con el de las otras especies se ha encontrado una correlación negativa significativa con el precio de sardina ( $r=-0,64$ ,  $p<0,05$ ) y una correlación positiva significativa con el precio de boquerón ( $r=0,64$ ,  $p<0,05$ ). De este modo, los precios de las caballas aumentan cuando también el de boquerón o cuando disminuye el de sardina. La representación gráfica de los precios para las tres especies se presenta en la figura 14.

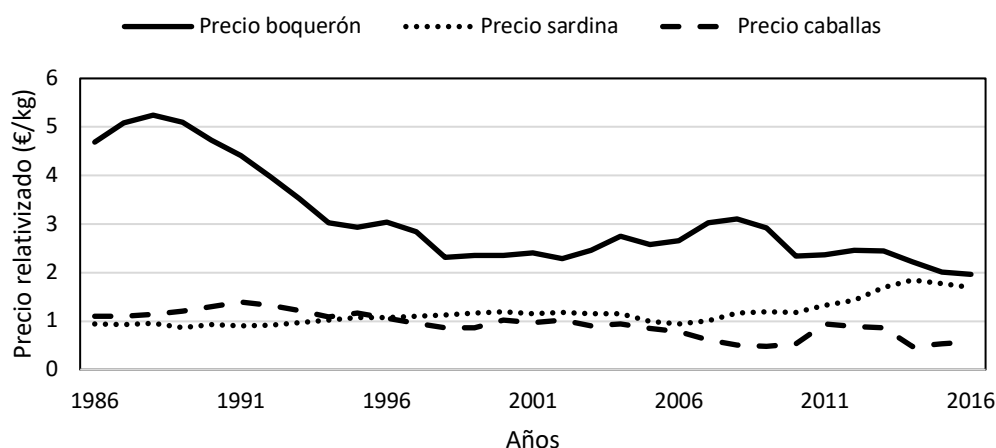


Figura 14. Representación del precio medio de primera venta de los tres grupos de peces analizados en el presente estudio tras realizarles la media móvil.

Estudios más exhaustivos consistirían en rehacer los modelos aumentando la cantidad de años abarcados por el estudio y/o eliminar los años o períodos cuyas observaciones han sido atípicas o influyentes para evaluar el efecto de estas sobre los modelos.

#### 5.4. Efecto del cambio climático sobre las pesquerías

El cambio climático es un fenómeno global que desde los años 50 se ha hecho muy visible a través de variaciones en la atmósfera y el océano que no han tenido

precedentes en los últimos decenios a milenios (IPCC, 2013). En ausencia de esfuerzos de mitigación, el aumento de las emisiones de gases de efecto invernadero podrían suponer un aumento de la temperatura media global desde 3 a 5 °C en el año 2100 (IPCC, 2014). Uno de los factores asociados al cambio climático cuyos efectos van a hacerse más patentes es el incremento de las temperaturas medias globales (0,85 °C desde 1880; IPCC, 2014). Se prevé que para finales de siglo el incremento de temperatura media atmosférica respecto al periodo 1986 - 2005 alcance hasta 4 °C, siendo este aumento de hasta 3 °C en la superficie del océano (Bindoff *et al.*, 2019). Las zonas costeras son especialmente susceptibles al incremento de las olas de calor, ya que al ser zonas someras son más sensibles a los aumentos de temperatura (Scanes *et al.*, 2020). Esto se refleja en una tasa de calentamiento mayor en estas zonas en comparación con la media global de los océanos (Lima y Wethey, 2012). La vulnerabilidad de estos ecosistemas a las olas de calor se ve agravada por el hecho de que están fuertemente amenazados y en grave retroceso (Waycott *et al.*, 2009; Bindoff *et al.*, 2019). El impacto de los efectos adversos del cambio climático podría afectar a la integridad ecosistémica a nivel mundial y, con ello, a la supervivencia de numerosas especies animales y vegetales.

Actualmente, entre pescadores y científicos cada vez es mayor la preocupación por la disminución de los recursos pesqueros y su posible relación con el cambio climático. Se espera que este fenómeno afecte a las condiciones oceánicas de todo el mundo incrementando la temperatura superficial del mar y la estratificación (Sarmiento *et al.*, 1998; Boop *et al.*, 2001;). Estudios como el del presente trabajo de fin de máster pueden ayudar a entender la respuesta de los stocks ante este tipo de cambios en el hábitat que les rodea, así como a entender la capacidad de resiliencia que tienen las diferentes especies ante estos fenómenos. Los resultados de este estudio, de acuerdo con Sanz-Fernández (2016), sugieren que cambios significativos en la temperatura del mar podrían perjudicar el reclutamiento de los pequeños pelágicos que habitan en el Golfo de Cádiz disminuyendo su stock y, por tanto, modulando los precios de mercado de estos. Por ello, es fundamental contar con políticas tanto globales como nacionales acordes a la situación medio ambiental actual, con el objetivo de obtener una capacidad adaptativa ante posibles fluctuaciones derivadas del cambio climático.

## **6. CONCLUSIONES**

- La cantidad de descargas de boquerón está estrechamente relacionada con las condiciones ambientales generadas por las fases de la AO y EA anuales y la NAO invernal de tres años antes del momento de las capturas. Esta relación es entendida a través del efecto de las oscilaciones sobre la mezcla de nutrientes en la columna y la variación de temperatura del agua.
- Los precios de boquerón varían según la cantidad de descargas, que a su vez han sido influenciadas por las oscilaciones climáticas previamente mencionadas, lo que demuestra una conexión indirecta entre las oscilaciones y el precio medio de primera venta.
- La cantidad de descargas de sardina está especialmente relacionada con la fase de la NAO invernal un año previo a las descargas y, en menor medida, con las fases de la AO estival y el EA invernal, con un desfase temporal de uno y tres años, respectivamente. Esta relación es explicada principalmente a través del efecto de las oscilaciones sobre la mezcla de nutrientes en la columna del agua y los cambios en la dirección de los vientos que evitan la deriva larvaria en alta mar.
- La cantidad de descargas de caballas está relacionada con las fases de la NAO estival y AO invernal con un desfase de tres años. Esta relación es explicada a través de la influencia de estas variables sobre la temperatura del mar en el área de estudio.
- Las oscilaciones climáticas no tienen ningún efecto sobre el precio de sardina ni de caballas. Los precios de estas especies están relacionados entre sí y con el precio que tiene el boquerón.
- El aumento de la temperatura provocado por el cambio climático puede tener un efecto perjudicial en los grupos de peces estudiados, afectando a su ecología y, por tanto, a cantidad de capturas y a la economía tanto regional, nacional como global.

## 7. BIBLIOGRAFÍA

- Aldanondo, N.; Cotano, U. y Etxebeste, E. (2011). Growth of young-of-the-year European anchovy (*Engraulis encrasicolus*, L.) in the Bay of Biscay. *Sci Mar.*, 75(2). 227-235. doi: 10.3989/scimar.2011.75n2227.
- Ambaum, M. H. P., Hoskins, B. J. y Stephenson, D. B. (2001). Arctic Oscillation or North Atlantic Oscillation? *Journal of Climate*, 14(16), 3495-3507. doi: 10.1175/1520-0442(2001)014<3495:AOONAO>2.0.CO;2.
- Báez, J. C. y Real, R. (2011). The North Atlantic Oscillation affects landings of anchovy *Engraulis encrasicolus* in the Gulf of Cádiz (south of Spain). *Journal of Applied Ichthyology*, 27(5), 1232-1235. doi: 10.1111/j.1439-0426.2011.01796.x
- Báez, J. C.; Gimeno, L.; Gómez-Gesteira, M.; Ferri-Yáñez, F. y Real, R. (2013a). Combined Effects of the North Atlantic Oscillation and the Arctic Oscillation on Sea Surface Temperature in the Alboran Sea. *PLoS ONE*, 8(4): e62201. doi: 10.1371/journal.pone.0062201
- Báez, J. C.; Macías, M.; De Castro, M.; Gómez-Gesteira, M.; Gimeno, L. y Real, R. (2013b). Analysis of the effect of atmospheric oscillations on physical condition of pre-reproductive bluefin tuna from the Strait of Gibraltar. *Animal Biodiversity and Conservation*, 36(2), 225-233.
- Bakun, A. (1996). *Ocean processes and marine population dynamics*. La Paz: CreateSpace Independent Publishing Platform. 323 pp.
- Baldó, F.; García-Isarch, E.; Jiménez, M. P.; Romero, Z.; Sánchez-Lamadrid, A. y Catalán, I. A. (2006). Spatial and temporal distribution of the early life stages of three commercial fish species in the northeastern shelf of the Gulf of Cádiz. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 53(11-13), 1391-1401. doi: 10.1016/j.dsr2.2006.04.004
- Baptista, V. y Leitao, F. (2014). Commercial catch rates of *Spisula solida* reflect local environmental conditions on the coast of Portugal. *Journal of Marine Systems*, 130, 79 - 89. doi: 10.1016/j.jmarsys.2013.07.010
- Baptista, V.; Ullah, H.; Teixeira, C. M.; Range, P.; Erzini, K. y Leitão, F. (2014). Influence of environmental variables and fishing pressure on bivalve fisheries in an inshore lagoon and adjacent nearshore coastal area. *Estuar. Coast.* 37, 191 - 205. doi: 10.1007/s12237-013-9658-4
- Barnston, A. G. y Livezey, R. E. (1987). Classification, seasonality and persistence of low-frequency atmospheric circulation patterns. *Monthly weather review*, 115(6), 1083-1126. doi: 10.1175/1520-0493(1987)115<1083:CSAPOL>2.0.CO;2
- Basilone, G.; Guisande, C.; Patti, B.; Mazzola, S.; Cuttitta, A.; Bonanno, A.; Vergara, A. R. y Maneiro, I. (2006). Effect of habitat conditions on reproduction of the European anchovy (*Engraulis encrasicolus*) in the Strait of Sicily. *Fisheries Oceanography*, 15(4), 271-280. doi: 10.1111/j.1365-2419.2005.00391.x
- Beamish, R. J. (ed.) (1995). Climate change and northern fish populations. *Canadian Special Publication of Fisheries and Aquatic Sciences*, 121, 739 pp.
- Bellido, J. M.; Pierce, G. J.; Romero, J. L. y Millán, M. (2000). Use of the frequency analysis methods to estimate growth of anchovy (*Engraulis encrasicolus* L. 1758) in the Gulf of Cádiz (SW Spain). *Fisheries Research*, 48, 107-115. doi: 10.1016/S0165-7836(00)00183-1
- Belvèze, H. y Erzini, K., 1983. The influence of hydroclimatic factors on the availability of the sardine (*Sardina pilchardus* Walbaum) in the Moroccan Atlantic fishery. En: Sharp, G.D. y Csirke, J. (Eds.), *Proceedings of the Expert Consultation to Examine Changes in Abundance and Species Composition of Neritic Fish Resources*, FAO Fisheries Reports, 291 (pp. 285-327). Roma: FAO.
- Bindoff, N. L.; Cheung, W. W. L.; Kairo, J. G.; Aristegui, J.; Guinder, V. A.; Hallberg, R.; Hilmi, N.; Jiao, N.; Karim, M. S.; Levin, L.; O'Donoghue, S.; Purca Cuicapusa, S. R.; Rinkevich, B.; Suga, T.; Tagliabue, A. y Williamson, P. (2019). Changing ocean, marine ecosystems, and dependent communities. En: Pörtner, H. O.; Roberts, D. C.; Masson-Delmotte, V.; Zhai, P.; Tignor, M.; Poloczanska, E.; Mintenbeck, K.; Alegria, A.; Nicolai, M.; Okem, A.; Petzold, J.; Rama, B. y Weyer, N. M. (Eds), *IPCC Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate*, 447-587.
- Bopp, L.; Monfray, P.; Aumont, O.; Dufresne, J. L.; Le Treut, H.; Madec, G.; Terray, L y Orr, J. C. (2001). Potential impact of climate change on marine export production. *Global Biogeochemical Cycles*, 15(1), 81-99. doi: 10.1029/1999GB001256

- Box, G. E. y Pierce, D. A. (1970). Distribution of residual autocorrelations in autoregressive-integrated moving average time series models. *Journal of the American statistical Association*, 65(332), 1509-1526.
- Briones, R.; Garces, L. y Ahmed, M. (2006). Climate change and small pelagic fisheries in developing Asia: the economic impact on fish producers and consumers. En: Hannesson, R.; Barange, M y Herrick Jr., S. F. (eds.), *Climate Change and the Economics of the World's Fisheries. Examples of small pelagic stocks* (pp. 215-235). Camberley: Edward Elgar Publishing.
- Burnham, K. P. y Anderson, D. R. (2004). Multimodel inference: understanding AIC and BIC in model selection. *Sociological methods & research*, 33(2), 261-304. doi: 10.1177/0049124104268644
- Cabrero, Á.; González-Nuevo, G.; Gago, J. y Cabanas, J. M. (2019). Study of sardine (*Sardina pilchardus*) regime shifts in the Iberian Atlantic shelf waters. *Fish. Oceanogr.*, 28, 305-316. doi: 10.1111/fog.12410
- Casimiro-Soriguer, M.; Junqueira, R.; López, M. A.; Moreira, P.; Pescador, E.; Cabrera-Castro, R.; Alcántara, P.; Marques, T. de J. y Hernando, J. A. (coord.). (2000). Bio-Socioeconomic Study of the Sardine and Anchovy Fisheries in the South Atlantic Iberian Region (ICES IXa).
- Castro-Hernández, J. J. y Santana-Ortega, A. T. (2000). Synopsis of biological data on the chub mackerel (*Scomber japonicus* Houttuyn, 1782). *FAO Fisheries Synopsis*, 157, 1 - 77.
- Checkley Jr., D. M.; Asch, R. G. y Rykaczewski, R. R. (2017). Climate, anchovy, and sardine. *Annual Review of Marine Science*, 9, 469-493. doi: 10.1146/annurev-marine-122414-033819
- Collette, B. B. (1986). Scombridae. En: Whitehead, P. J. P.; Bauchot, M. L.; Hureau, J.C.; Nielsen, J. y Tortonese, E. (eds). *Fish of the North-eastern Atlantic and the Mediterranean*. (pp. 981-997). Paris: UNESCO.
- Collette, B. B. Y Nauen, C. E. (1983). *FAO Species Catalogue*. Vol. 2 Scombrids of the world. An annotated and illustrated catalogue of tunas, mackerels, bonitos, united nations development programme food and agriculture organization of the united nations and related species known to date. *FAO Fish. Synop.*, 125(2), 53-58.
- Consejería de Agricultura y Pesca. (2001). *Especies de Interés Pesquero en el Litoral de Andalucía*.
- Correia, C. (2016). Study of Atlantic chub mackerel's (*Scomber colias*, Gmelin, 1789) landings evolution in Portugal: importance for purse seine fleet. (Tesis de Máster). Evora University. 87 pp.
- Cort, J. L.; Cendrero, O. y Iribar, X. (1976). La anchoa, *Engraulis encrasicolus* (L.), del Cantábrico. *Bol. Inst. Espa. Oceano.*, 220, 3-34.
- Cosín, A. (2014). Análisis de la variabilidad temporal de los parámetros biológicos de las capturas del boquerón (*Engraulis encrasicolus* L.) en el Golfo de Cádiz (Trabajo de fin de grado). Universidad de Cádiz.
- Davis, J. C. y Sampson, R. J. (1986). *Statistics and data analysis in geology*. Vol. 646. New York: Wiley.
- De Luque, L. (2008). El impacto de eventos catastróficos costeros en el litoral del Golfo de Cádiz. *Revista Atlántica-Mediterránea de Prehistoria y Arqueología Social*, 10, 131-153.
- deCastro, M.; Gómez-Gesteira, M.; Lorenzo, M. N.; Alvarez, I. y Crespo, A. J. C. (2008). Influence of atmospheric modes on coastal upwelling along the western coast of the Iberian Peninsula, 1985 to 2005. *Climate Research*, 36(2), 169-179. doi: 10.3354/cr00742
- Demir, N. (1965). Synopsis of Biological Data on Anchovy *Engraulis encrasicolus* (Linnaeus) 1758 (Mediterranean and adjacent seas). *FAO Fisheries Synopsis*, 26, 42 pp.
- Dey, M.; Rosegrant, W.; Gosh, K.; Chen, O. L. y Valmonte-Santos, R. (2016). Analysis of the economic impact of climate change and climate change adaptation strategies for fisheries sector in Pacific coral triangle countries: model, estimation strategy, and baseline results. *Marine Policy*, 67, 156-163. doi: 10.1016/j.marpol.2015.12.011
- Dickson, R. R.; Kelly, P. M.; Colebrook, J. M.; Wooster, W. S. y Cushing, D. H. (1988). North winds and production in the eastern North Atlantic. *Journal of Plankton Research*, 10(1), 151-169. doi: 10.1093/plankt/10.1.151
- Donier, J. y Bouchaud, J. P. (2016). From Walras' auctioneer to continuous time double auctions: a general dynamic theory of supply and demand. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, 12, 1-28. doi: 10.1088/1742-5468/aa4e8e
- Douville, H. (2009). Stratospheric polar vortex influence on Northern Hemisphere winter climate variability. *Geophys. Res. Lett.*, 36, 1-5. doi: 10.1029/2009GL039334

- Egede, H. (1745). A Description of Greenland, showing the Natural History. *Situation, Boundaries and Face of the Country*, London, 192.
- Erzini, K. (2005). Trends in NE Atlantic landings (southern Portugal): identifying the relative importance of fisheries and environmental variables. *Fisheries Oceanography*, 14(3), 195-209. doi: 10.1111/j.1365-2419.2005.00332.x
- FAO. (2020). *El estado mundial de la pesca y la acuicultura 2020. La sostenibilidad en acción*. Roma. doi: 10.4060/ca9229es.
- Fernández-Delgado, C.; Drake, P.; Arias, A.M. y García, D. (2000). Peces de Doñana y su entorno. Organismo Autónomo Parques Nacionales, Secretaría General de Medio Ambiente (pp. 272). Madrid: Ministerio de Medio Ambiente.
- Fernández, I. L.; Báez, J. C.; Rubio, C. J.; Muñoz, P.; Camiñas, J. A. y Macías, D. (2020). Climate oscillations effects on market prices of commercially important fish in the northern Alboran Sea. *International Journal of Biometeorology*, 64, 689-699. doi: 10.1007/s00484-020-01859-3
- Fox, J. (1997). *Applied Regression, Linear Models, and Related Methods*. California: Sage.
- Fox, J. y Monette, G. (1992) Generalized collinearity diagnostics. *Journal of the American Statistical Association*, 87(417), 178-183. doi: 10.1080/01621459.1992.10475190.
- Fréon, P.; Cury, P.; Shannon, L. y Roy, C. (2005). Sustainable exploitation of small pelagic fish stocks challenged by environmental and ecosystem changes: a review. *Bulletin of marine science*, 76(2), 385-462.
- Frimodt, C. (1995). *Multilingual illustrated guide to the world's commercial warmwater fish* (pp. 215). Oxford: Fishing News Books.
- Froese, R. y D. Pauly (Eds.). (2019). FishBase. World Wide Web electronic publication. Versión (12/2019), disponible online en <http://www.fishbase.org>.
- Furnestin, J. (1945). Note préliminaire sur l'anchois (*Engraulis encrasicolus*, L.) du Golfe de Gascogne. *Rev. Trav. Off. Sci. Tech. Pêches Marit*, 13, 197-209.
- García Lafuente, J. y Ruiz, J. (2007). The Gulf of Cádiz pelagic ecosystem. A review. *Progress in Oceanography*, 74(2-3), 228-251. doi: 10.1016/j.pocean.2007.04.001
- García-Isarch, E.; García, A.; Silva, L. y Sobrino, I. (2003). Spatial and temporal characterisation of the fish spawning habitat off the Guadalquivir River mouth (Gulf of Cádiz, SW Spain). En: Third International Zooplankton Production Symposium. The role of zooplankton in global ecosystem dynamics: comparative studies from the world oceans (pp. 64-65). Gijón, España. 20-23 mayo 2003.
- García-Isarch, E.; Millán, M.; Ramos, F.; García-Santamaría, T. y Burgos, C. (2012). Recent past and present of the Spanish fishery of anchovy (*Engraulis encrasicolus* Linnaeus, 1758) in Atlantic Moroccan waters. En García, S.; Tandstad, M. y Caramelo, A. M. (eds.). Science and Management of Small Pelagics. Symposium on Science and the Challenge of Managing Small Pelagic Fisheries on Shared Stocks in Northwest Africa, 11-14 March 2008, Casablanca, Marruecos. FAO Fisheries and Aquaculture Proceedings (pp. 441-449), 18(606). Rome: FAO.
- García, A. y Palomera, I. (1996). Anchovy early life history and its relation to its surrounding environment in the Western Mediterranean basin. *Scientia Marina*, 60 (Supl. 2), 155-166.
- García, A.; Cortés, D.; Ramírez, T.; Giradles, A. y Carpena, A. (2003). Contribution of larval growth rate variability to the recruitment of the Bay of Málaga anchovy (SW Mediterranean) during the 2000-2001 spawning seasons. *Sci. Mar.*, 67, 477-490. doi: 10.3989/scimar.2003.67n4477
- García, A.; Palomera, I.; Liorzou, B.; Giovanardi, O. y Pla, C. (1994). Northwestern Mediterranean Anchovy. Distribution, biology, fisheries and biomasa estimation by different methods. Final Report of the EC FAR Project 1992-93, Contract No MA 3. 730. (pp. 61).
- Garrido, S.; Silva, A.; Marques, V.; Figueiredo, I.; Bryère, P.; Mangin, A. y Santos, A. M. P. (2017). Temperature and food-mediated variability of European Atlantic sardine recruitment. *Progress in Oceanography*, 159, 267-275. doi: 10.1016/j.pocean.2017.10.006
- Gilbert, R.O. (1987). *Statistical methods for environmental pollution monitoring*. New York: Van Nostrand Reinhold.
- Gintis, S. y Mandel, A. (2012) The stability of Walrasian general equilibrium. Documents de travail du Centre d'Economie de la Sorbonne. pp 26.
- Giráldez, A. (2009) Estudio de la variabilidad temporal de los parámetros reproductivos del boquerón (*Engraulis encrasicolus* L.) en el mar de Alborán. Trabajo de investigación DEA. Universidad de Málaga.



- Gornitz, V. (Ed.). (2008). *Encyclopedia of paleoclimatology and ancient environments*. New York: Springer.
- Gröger, J. P. y Fogarty, M. J. (2011). Broad-scale climate influences on cod (*Gadus morhua*) recruitment on Georges Bank. *ICES Journal of Marine Science*, 68, 592-602. doi: 10.1093/icesjms/fsq196
- Guisande, C.; Cabanas, J. M.; Vergara, A. R. y Riveiro, I. (2001). Effect of climate on recruitment success of Atlantic Iberian sardine *Sardina pilchardus*. *Marine Ecology Progress Series*, 223, 243-250. doi: 10.3354/meps223243.
- Hastie, T. J. y Tibshirani, R. J. (1990). *Generalized Additive Models (vol. 43)*. London: CRC Press.
- Hidalgo, M.; Masuttí, E.; Moranta, J.; Cartes, J.; Lloret, J.; Oliver, P. y Morales-Nin, B. (2008). Seasonal and short spatial patterns in European hake *Merluccius merluccius* (L.) recruitment process at the Balearic Islands (western Mediterranean): The role of environment on distribution and condition. *Journal of Marine Systems*, 71, 367-384. doi: 10.1016/j.jmarsys.2007.03.005
- Holsman, K.; Samhour, J.; Cook, G.; Hazen, E.; Olsen, E.; Dillard, M.; Kasperski, S.; Gaichas, S.; Kelble, C. R.; Fogarty, M. y Andrews, K. (2017). An ecosystem-based approach to marine risk assessment. *Ecosystem Health and Sustainability*, 3(1), 1-16. doi: 10.1002/ehs2.1256
- Hurrell, J. W. (1995). Decadal trends in the North Atlantic Oscillation: regional temperatures and precipitation. *Science*, 269(5224), 676-679. doi: 10.1126/science.269.5224.676
- Hurrell, J. W. y Dickson, R. R. (2004). Climate variability over the North Atlantic. En G. Ottersen, J. W. Hurrell y N. C. Stenseth (Eds.), *Marine ecosystems and climate variation – The North Atlantic*. Oxford: Oxford University Press.
- ICES (2008). Report of the Working Group on Anchovy (WGANC), 13 - 16 junio 2008. ICES Headquarters, Copenhagen. ICES CM 2008/ACOM:04.
- ICES (2009). Report of the Working Group on Anchovy and Sardine (WGANSa), 15 - 20 junio 2009, Headquarters, Copenhagen. ICES CM 2009/ACOM:13.
- ICES (2018a). Sardine (*Sardina pilchardus*) in divisions 8.c and 9.a (Cantabrian Sea and Atlantic Iberian waters). *ICES Advice on fishing opportunities, catch, and effort Bay of Biscay and the Iberian Coast Ecoregion*.
- ICES (2018b). Mackerel (*Scomber scombrus*) in subareas 1–8 and 14, and in Division 9.a (the Northeast Atlantic and adjacent waters). *ICES Advice on fishing opportunities, catch, and effort Ecoregions in the Northeast Atlantic and Arctic Ocean*.
- ICES (2019). Anchovy (*Engraulis encrasicolus*) in Division 9.a (Atlantic Iberian waters). *ICES Advice on fishing opportunities, catch, and effort Bay of Biscay and the Iberian Coast ecoregion*.
- ICES. (2007). Report of the Working Group on the Assessment of Mackerel, Horse Mackerel, Sardine, and Anchovy. ICES Headquarters, Copenhagen, 3-4 septiembre 2007 (ICES CM 2007/ACFM:31).
- ICES. (2011). Report of the ICES Advisory Committee, 2011 ICES Advice, 2011. Book 7, 118 pp.
- Infante, C.; Blanco, E.; Zuasti, E.; Crespo, A. y Manchado, M. (2007). Phylogenetic differentiation between Atlantic *Scomber colias* and Pacific *Scomber japonicus* based on nuclear DNA sequences. *Genetica*, 130, 1-8. doi: 10.1007/s10709-006-0014-5
- IOC. (1981)., Workshop on the Effects of Environmental Variation on survival of Larval. Pelagic Fishes, Lima, 20 abril – 5 mayo 1980. Sharp, G. D. (ed.). Intergovernmental Oceanographic Commission, Unesco, Paris, *Workshop Rep.*, 28, 323 pp.
- IPCC. (2007). Cambio climático 2007: Informe de síntesis. Contribución de los Grupos de trabajo I, II y III al Cuarto Informe de evaluación del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático [Equipo de redacción principal: Pachauri, R. K. y Reisinger, A. (directores de la publicación)]. IPCC, Ginebra, Suiza, 104 pp.
- IPCC. (2013). Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Stocker, T. F. D.; Qin, G. K.; Plattner, M.; Tignor, S. K.; Allen, J.; Boschung, A.; Nauels, Y.; Xia, V.; Bex y Midgley, P. M. (eds.)]. Cambridge: Cambridge University Press, 1535 pp.
- IPCC. (2014). Cambio climático 2014: Informe de síntesis. Contribución de los Grupos de trabajo I, II y III al Quinto Informe de Evaluación del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático [Equipo principal de redacción, R.K. Pachauri y L.A. Meyer (eds.)]. IPCC, Ginebra, Suiza, 157 pp.

- James, G.; Daniela, W.; Hastie, T. y Tibshirani, R. (2014). *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R*. New York: Springer. doi: 10.1007/978-1-4614-7138-7
- Jansen, T.; Kristensen, K.; Van der Kooij, J.; Post, S.; Campbell, A.; Utne, K. R.; Carrera, P.; Jacobsen, J. A.; Gudmundsdottir, A.; Roel, B. A. y Hatfield, E. M. (2015). Nursery areas and recruitment variation of Northeast Atlantic mackerel (*Scomber scombrus*). *ICES Journal of Marine Science*, 72(6), 1779-1789. doi: 10.1093/icesjms/fsu186
- Junquera, S. (1986). Pêche de l'anchois (*Engraulis encrasicolus*) dans le golfe de Gascogne et sur le littoral atlantique de Galice depuis 1920. Variations quantitatives. *Rev. Trav. Inst. Pêches Marit.*, 48, 133-142.
- Junquera, S. (1988). Changes in the anchovy fishery of the Bay of Biscay in relation to climatic and Oceanographic variations in the North Atlantic. *Symp. Long. Term Changes Mar. Fish Pop.*, Vigo, 1986. pp. 543-554.
- Junta de Andalucía, Consejería de Agricultura y Pesca. (2006). Recursos pesqueros del Golfo de Cádiz. ISBN: 84-8474-121-4.
- Kawasaki, T. (1983). Why do some pelagic fishes have wide fluctuations in their numbers? Biological basis of fluctuation from the viewpoint of evolutionary ecology. En Sharp, G. D. y Csirke, J. (eds). *Actas de la Consulta de Expertos para examinar los cambios en la abundancia y composición por especies de recursos de peces neríticos*. San José, Costa Rica, 18-29 abril 1983, pp. 1065-1080. *FAO Informe de pesca*, 291(3), 557-1224.
- Kideys, A. E.; Gordina, A. D.; Bingel, R. y Niermann, U. (1999). The effect of environmental conditions on the distribution of eggs and larvae of anchovy (*Engraulis encrasicolus* L.) in the Black Sea. *ICES Journal of Marine Science*, 56 (Supl.), 58-64. doi: 10.1006/jmsc.1999.0605.
- Killick, R. y Eckley, I. A. (2014). Changepoint: An R Package for Changepoint Analysis. *Journal of Statistical Software*, 58 (3), 1-19.
- Killick, R.; Haynes, K. y Eckley I. A. (2016). Changepoint: An R package for changepoint analysis. R package version 2.2.2.
- Klyashtorin, L. B. (2001). Climate change and long-term fluctuations of commercial catches: the possibility of forecasting. *FAO Fisheries Technical Paper*, 410, 86 pp.
- Leitão, F. (2015). Time series analyses reveal environmental and fisheries controls on Atlantic horse mackerel (*Trachurus trachurus*) catch rates. *Continental Shelf Research*, 111, 342-352. doi: 10.1016/j.csr.2015.08.026
- Leitão, F.; Alms, V. y Erzini, K. (2014). A multi-model approach to evaluate the role of environmental variability and fishing pressure in sardine fisheries. *Journal of Marine Systems*, 139, 128-138. doi: 10.1016/j.jmarsys.2014.05.013
- Leone, F. G. y Pelino, V. (2014). Climatología e inteligencia económica: el gas natural y los eventos extremos. *Inteligencia y Seguridad: Revista de Análisis y Prospectiva*, 2014(15), 127-150.
- Ley 41/2010, de 29 de diciembre, de protección del medio marino.
- Lima, F. P. y Wetthey, D. S. (2012). Three decades of high-resolution coastal sea surface temperatures reveal more than warming. *Nature communications*, 3(1), 1-13.
- Lindquist, A. V. (1983). Herring and sprat: fishery independent variations in abundance. En Sharp G. D. y Csirke, J. (eds). *Proceedings of the Expert Consultation to examine changes in abundance and species composition of neritic fish resources*. San José, Costa Rica, 18-29 de abril de 1983. pp. 813-821. *FAO Fisheries Report*, 291(3), 557-1224.
- Ljungman, A. V. (1879). Bidrag till lösningen of fragan om de stora sillfiskenas sekulära periodicitet. *Nord. Tidskr. f. Fiskeri.*, 257-268.
- Lucio, P. y Uriarte, A. (1990). Aspects of the reproductive biology of the anchovy (*Engraulis encrasicolus* L.1758) during 1987 and 1988 in the Bay of Biscay. *ICES Council Meeting*, 1990.
- Martins, M. M. (1996). New biological data on growth and maturity of Spanish mackerel (*Scomber japonicus*) off the Portuguese coast (ICES Division IX a). *International Council for the Exploration of the Sea Conference and Meeting (CM) Document*.
- McCullagh, P. y Nelder, J. A. (1989). *Generalized Linear Models*. Londres: Springer. doi: 10.1007/978-1-4899-3242-6
- Méndez-Villamil, M.; Lorenzo Nespereira, J. M.; González Pajuelo, J. M. y Soto Aguilera, R. (2011). Periodo reproductor y madurez sexual de la sardina *Sardina pilchardus* (Walbaum, 1792) en aguas de Gran Canaria (islas Canarias). *Boletín Instituto Español de Oceanografía*, 13(1 y 2), 47-55.
- Millán, M. (1992). Descripción de la pesquería de cerco en la región suratlántica española y atlántico norte marroquí. *Inf. Tec. Inst. Esp. Oceanogr.*, 136.

- Millán, M. (1999). Reproductive characteristics and condition status of anchovy *Engraulis encrasicolus* L. from the Bay of Cádiz (SW Spain). *Fisheries Research*, 41, 73-86. doi: 10.1016/S0165-7836(99)00010-7
- Miller, D. C. M.; Moloney, C. L.; van der Lingen, C. D.; Lett, C.; Mullon, C. y Field, J. G. (2006). Modelling the effects of physical-biological interactions and spatial variability in spawning and nursery areas on transport and retention of sardine *Sardinops sagax* eggs and larvae in the southern Benguela ecosystem. *Journal of Marine Systems*, 61, 212-229. doi: 10.1016/j.jmarsys.2005.03.007
- Miller, K.; Charles, A.; Barange, M.; Brander, K.; Gallucci, V. F.; Gasalla, M. A.; Khan, A.; Munro, G.; Murtugudde, R.; Ommer, R. E. y Perry, R. I. (2010). Climate change, uncertainty, and resilient fisheries: Institutional responses through integrative science. *Progress in Oceanography*, 87(1-4), 338-346. doi: 10.1016/j.pocean.2010.09.014
- Ministerio de Agricultura Pesca y Alimentación. (2017). El Mercado de la caballa en España. Recuperado de: [https://www.mapa.gob.es/es/pesca/temas/mercados-economia-pesquera/informecaballa2017\\_tcm30-437224.pdf](https://www.mapa.gob.es/es/pesca/temas/mercados-economia-pesquera/informecaballa2017_tcm30-437224.pdf)
- Mochon, F. y Beker, V. A. (1997). Economía: principios y aplicaciones. Ciudad de México: McGraw-Hill.
- Moss (2019). univariateML: An R package for maximum likelihood estimation of univariate densities. *Journal of Open Source Software*, 4 (44), 1863, doi: 10.21105/joss.01863
- Motos, L.; Uriarte, U. y Valencia, V. (1996). The spawning environment of the Bay of Biscay anchovy (*Engraulis encrasicolus* L.). *Scientia Marina*, 60 (Supl. 2), 117-140.
- Oficina Nacional de Administración Oceánica y Atmosférica, 2020. North Atlantic Oscillation – National Weather Service. Climate Prediction Center. Recuperado el 12 de septiembre de 2020 a partir de: <https://www.cpc.ncep.noaa.gov/data/tele doc/nao.shtml>
- Orden AAA/1406/2016, de 18 de agosto, por la que se establece un Plan de gestión para los buques de los censos del Caladero Nacional del Golfo de Cádiz.
- Overland, J. E.; Alheit, J.; Bakun, A.; Hurrell, J. W.; Mackas, D. L. y Miller, A. J. (2010). Climate controls on marine ecosystems and fish populations. *Journal of Marine Systems*, 79, 305-315. doi: 10.1016/j.jmarsys.2008.12.009
- Palomera, I. (1992). Spawning of anchovy *Engraulis encrasicolus* in the Northwestern Mediterranean relative to hydrographic features in the region. *Marine Ecology Progress Series*, 79, 215-223.
- Peng, S.; Robinson, W. A. y Li, S. (2002). North Atlantic SST forcing of the NAO and relationships with intrinsic hemispheric variability. *Geophys. Res. Lett.* 29, 1276-1280. doi: 10.1029/2001GL014043.
- Pérez-Rubín, J. P. (2011). Pioneras investigaciones en el mar de Alborán, Estrecho y Golfo de Cádiz desde 1911. Málaga: Instituto Español de Oceanografía.
- Pérez-Rubín, J.; Cano, N.; Arrate, P.; García-Lafuente, J.; Escáñez, J.; Vargas, M. y Hernández, F. (1997). El lctioplancton, el holoplancton y el medio marino en el Golfo de Cádiz, Estrecho de Gibraltar y sector noroeste del Mar de Alborán, en julio de 1994. *Inf. Tec. Inst. Esp. Oceanogr.*, 167.
- Perry, A. L.; Low, P. J.; Ellis, J. R. y Reynolds, J. D. (2005). Climate change and distribution shifts in marine fishes. *Science*, 308(5730), 1912-1915. doi: 10.1126/science.1111322.
- Pohlert, T. (2020). trend: Non-Parametric Trend Tests and Change-Point Detection. R package version 1.1.2.
- R Core Team (2020). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. URL: <https://www.R-project.org/>.
- Reglamento (CEE) nº 3094/86 del Consejo de 7 de octubre de 1986 por el que se establecen determinadas medidas técnicas de conservación de los recursos pesqueros.
- Reid, J. L. (1966). Oceanic environments of the genus *Engraulis* around the world. *CalCOFI Rep.*, 11, 29-33.
- Rodríguez-Puebla, C.; Encinas, A. H. y Sáenz, J. (2001). Winter precipitation over the Iberian Peninsula and its relationship to circulation indices. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 5, 233-244.
- Rodríguez-Puebla, C.; Encinas, A. H.; Nieto, S. y Garmendia, J. (1998). Spatial and temporal patterns of annual precipitation variability over the Iberian Peninsula. *Int. J. Climatol.*, 18, 299-316. doi: [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0088\(19980315\)18:3<299::AID-JOC247>3.0.CO;2-L](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0088(19980315)18:3<299::AID-JOC247>3.0.CO;2-L)
- Rodríguez-Puebla, C.; Encinas, A.; Domínguez, M. F. y Nieto, S. (2002). Impacto de índices

- climáticos en las variaciones de precipitación acumulada en los meses de febrero, marzo y abril. En Guijarro, Grimalt, Laita y Alonso (Eds.). *El agua y el clima*, 3, 315-323.
- Rodríguez-Roda, J. (1977). El boquerón, *Engraulis encrasicolus* (L.), del Golfo de Cádiz. *Investigación Pesquera*, 41(2), 523-542.
- Roldán Heredia, A. (2013). Efecto de la variabilidad climática inducida por la oscilación del Atlántico Norte en las pesquerías comerciales del Golfo de México (Tesis de Máster). Universidad Veracruzana, Veracruz.
- Rossi, J. F. (2006) Los intercambios procesados por el tanteo walrasiano. *Análisis Económico*, 21 (47), 7-29.
- Rubio, C. J.; Macías, D. y Báez, J. C. (2015). Efecto de las oscilaciones atmosféricas sobre las capturas de Grandes Migradores Pelágicos con interés pesquero. *Resúmenes sobre el VIII Simposio MIA15, Málaga del 21 al 23 de septiembre de 2015*.
- Ruiz, J.; Rincón, M. M.; Castilla, D.; Ramos, F. y del Hoyo, J. J. G. (2017). Biological and economic vulnerabilities of fixed TACs in small pelagics: An analysis of the European anchovy (*Engraulis encrasicolus*) in the Gulf of Cádiz. *Marine Policy*, 78, 171-180. doi: 10.1016/j.marpol.2017.01.022
- Saenz, J.; Zubillaga, J. y Rodríguez-Puebla, C. (2001). Interannual winter temperature variability in the north of the Iberian Peninsula. *Clim. Res.*, 16, 169-179. doi: 10.3354/cr016169
- Sánchez, R. F.; Relvas, P. y Delgado, M. (2007). Coupled ocean wind and sea surface temperature patterns off the western Iberian Peninsula. *Journal of Marine Systems*, 68(1-2), 103-127. doi: 10.1016/j.jmarsys.2006.11.003
- Santos, A. M. P.; Peliz, A.; Dubert, J.; Oliveira, P. B.; Angélico, M. M. y Ré, P. (2004). Impact of a winter upwelling event on the distribution and transport of sardine (*Sardina pilchardus*) eggs and larvae off western Iberia: a retention mechanism. *Continental Shelf Research*, 24, 149-165. doi: 10.1016/j.csr.2003.10.004
- Sanz-Fernández, V. (2016). Influencia de la variabilidad climática en las capturas de pequeños pelágicos en el Golfo de Cádiz (Trabajo de fin de máster). Universidad de Cádiz.
- Sarmiento, J. L.; Hughes, T. M. C.; Stouffer, R. J. y Manabe, S. (1998). Simulated response of the ocean carbon cycle to anthropogenic climate warming. *Nature*, 393(6682), 245-249. doi: 10.1038/30455
- Sarmiento, J. (2019). Importancia de la identificación y registro de datos en la gestión de las especies pesqueras: análisis de la caballa, *Scomber spp.* V *Simposio Científico de Alumnos de la Facultad de Ciencias del Mar y Ambientales*, 10 - 17 mayo de 2019. Universidad de Cádiz.
- Scanes, E.; Scanes, P. R. y Ross, P. M. (2020). Climate change rapidly warms and acidifies Australian estuaries. *Nature communications*, 11(1), 1-11.
- Sharp, G. D. (2004). *Cambio climático y pesquerías regionales en el futuro: análisis en colaboración* (Vol. 452). California: FAO.
- Shotton, R. (2005). Pesquerías en aguas profundas. En: FAO. (2005). *Examen de la situación de los recursos pesqueros marinos mundiales*. FAO Doc. Téc. Pesca, 457, 1-260. Roma: FAO.
- Silva, L.; Gil, J. y Sobrino, I. (2002). Definition of fleet components in the Spanish artisanal fishery of the Gulf of Cádiz (SW Spain ICES division IXa). *Fisheries Research*, 59 (1 - 2), 117-128.
- Sistema de Información Andaluz de Comercialización y Producción Pesquera de la Junta de Andalucía. (2020). Recuperado de: <http://www.juntadeandalucia.es/agriculturaypesca/idapes/servlet/FrontController>
- Sobrino, I.; García, A; García, E.; Silva, L.; Baro, J. y Mas, J. (2001). Estudio previo para la delimitación de una reserva de pesca en la desembocadura del Guadalquivir. *Junta de Andalucía, Consejería de Agricultura y Pesca*, 205.
- Stenseth, N. C.; Ottersen, G.; Hurrell, J. W.; Mysterud, A.; Lima, M.; Chan, K. S.; Yoccoz, N. G. y Ådlandsvik, B. (2003). Studying climate effects on ecology through the use of climate indices: the North Atlantic Oscillation, El Niño Southern Oscillation and beyond. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 270(1529), 2087-2096. doi: 10.1098/rspb.2003.2415.
- Thompson D. W. J. y Wallace J. M. (1998). The Arctic Oscillation signature in the wintertime geopotential height and temperature fields. *Geophys. Res. Lett.* 25:1297 -1300.
- Torralba, J. y Besada, M. (2015). A stochastic model for the Iberoatlantic sardine fishery. Global warming and economic effects. *Ocean & Coastal Management*, 114, 175-184. doi: 10.1016/j.ocecoaman.2015.06.023
- Torralba, J.; Besada, M. y Garza, M. D. (2009). Efectos económicos de alteraciones

- medioambientales en la pesquería de la sardina iberoatlántica. *Congreso de la Asociación Española de Ciencia Regional. XXXV Reunión de estudios regionales – IV Jornades valencianes d'estudis regionals. Valencia, 26 - 27 noviembre de 2009.*
- Uriarte, A.; P. Prouzet y B. Villamor. (1996). Bay of Biscay and Ibero Atlantic anchovy populations and their fisheries. *Sci. Mar.*, 60 (2), 237-255.
- Vargas-Yáñez, M.; Giráldez, A.; Torres, P.; González, M.; García-Martínez, M. D. C. y Moya, F. (2020). Variability of oceanographic and meteorological conditions in the northern Alboran Sea at seasonal, inter-annual and long-term time scales and their influence on sardine (*Sardina pilchardus*, Walbaum 1792) landings. *Fisheries Oceanography*, 00, 1-14. doi: 10.1111/fog.12477
- Vargas, J. M.; García-Lafuente, J. y Delgado, J. (2002). Seasonal and wind-induced variability of Sea Surface Temperature patterns in the Gulf of Cádiz. *Journal of Marine System*, 38 (3-4), 205-219. doi: 10.1016/S0924-7963(02)00240-3
- Vasconcelos, J.; Afonso-Dias, M. y Faria, G. (2012). Atlantic chub mackerel (*Scomber colias*) spawning season, size and age at first maturity in Madeira waters. *ARQUIPÉLAGO. Life and Marine Sciences*, (29), 43-51.
- Villamor-Elordi, M. B. (2007). La caballa (*scomber scombrus* L., 1758) del atlántico nordeste: estudio biológico y de la población en aguas del norte y noroeste de la península ibérica (Tesis doctoral). Universidad de Cantabria.
- Villamor-Elordi, M. B. y Punzón-Merino, A. M. (2011). Biología y pesca de la Caballa o Verdel en el mar Cantábrico. *Locustella: Anuario de la Naturaleza de Cantabria*, 7, 12-27.
- Villamor, B.; Carrera, P.; Castro, J.; Ramos, F.; Velasco, F.; Sobrino, I.; Navarro, M. R.; Gancedo, R.; Hernandez, C.; Marín, M.; Blanco, M.; Tornero, J. y Burgos, C. (2017). The Chub Mackerel (*Scomber Colias*) in the Atlantic Spanish Waters (ICES Divisions 8.c and 9.a): Biological, fishery and survey data. *Repositorio del Instituto Español de Oceanografía*. Recuperado de: <http://www.repositorio.ieo.es/e-ieo/handle/10508/11071>
- Waycott, M.; Duarte, C. M.; Carruthers, T. J.; Orth, R. J.; Dennison, W. C.; Olyarnik, S.; Calladine, A.; Fourqurean, J. W.; Heck Jr, K. L.; Hughes, R. A.; Kendrick, G. A.; Kenworthy, W. J.; Short, F. T. y Williams, S. L. (2009). Accelerating loss of seagrasses across the globe threatens coastal ecosystems. *Proceedings of the national academy of sciences*, 106(30), 12377-12381.
- Walker, G. T. y Bliss E. W. (1924). *World Weather V. Memoirs of the Royal Meteorological Department*, 4(36), 53-84.
- Wang, D.; Wang, C.; Yang, X. y Lu, J. (2005). Winter Northern Hemisphere surface air temperature variability associated with the Arctic Oscillation and North Atlantic Oscillation. *Geophysical Research Letters*, 32(16). doi: 10.1029/2005GL022952
- Whitehead, P. J. (1985). *FAO Species Catalogue. Vol. 7. Clupeoid Fishes of the World (Suborder Clupeoidei): An Annotated and illustrated catalogue of the herrings, sardines, pilchards, sprats, shads, anchovies and wolf-herrings. FAO Fish. Synop.*, 125(7-1).
- Whitehead, P. J. P.; Nelson, G. J. y Wongratana, T. (1988). *FAO Species Catalogue. Vol. 7. Clupeoid fishes of the world (Suborder Clupeoidei). An annotated and illustrated catalogue of the herrings, sardines, pilchards, sprats, shads, anchovies and wolf-herrings. FAO Fish. Synop.*, 125(7/2), 305-579.
- Wood, S. N. (2011). Fast stable restricted maximum likelihood and margin a likelihood estimation of semiparametric generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society (B)*, 73, 3-36. doi: 10.1111/j.1467-9868.2010.00749.x.
- Wyatt, T. y Pérez-Gándaras, G. (1988). Ekman transport and sardine yields in western Iberia. *International symposium on long term changes in marine fish populations*, 18 a 21 de noviembre de 1986, 125-138.
- Zuur, A. F.; Ieno, E. N., y Elphick, C. S. (2010). A protocol for data exploration to avoid common statistical problems. *Methods in Ecology and Evolution*, 1, 3-13. doi: 10.1111/j.2041-210X.2009.00001.x
- Zuur, A.; Ieno, E. N.; Walker, N.; Saveliev, A. A. y Smith, G. M. (2009). *Mixed effects models and extensions in ecology with R*. Nueva York: Springer.

## 8. ANEXOS

### ANEXO I: Gráficos *boxplot* y *dotchart*

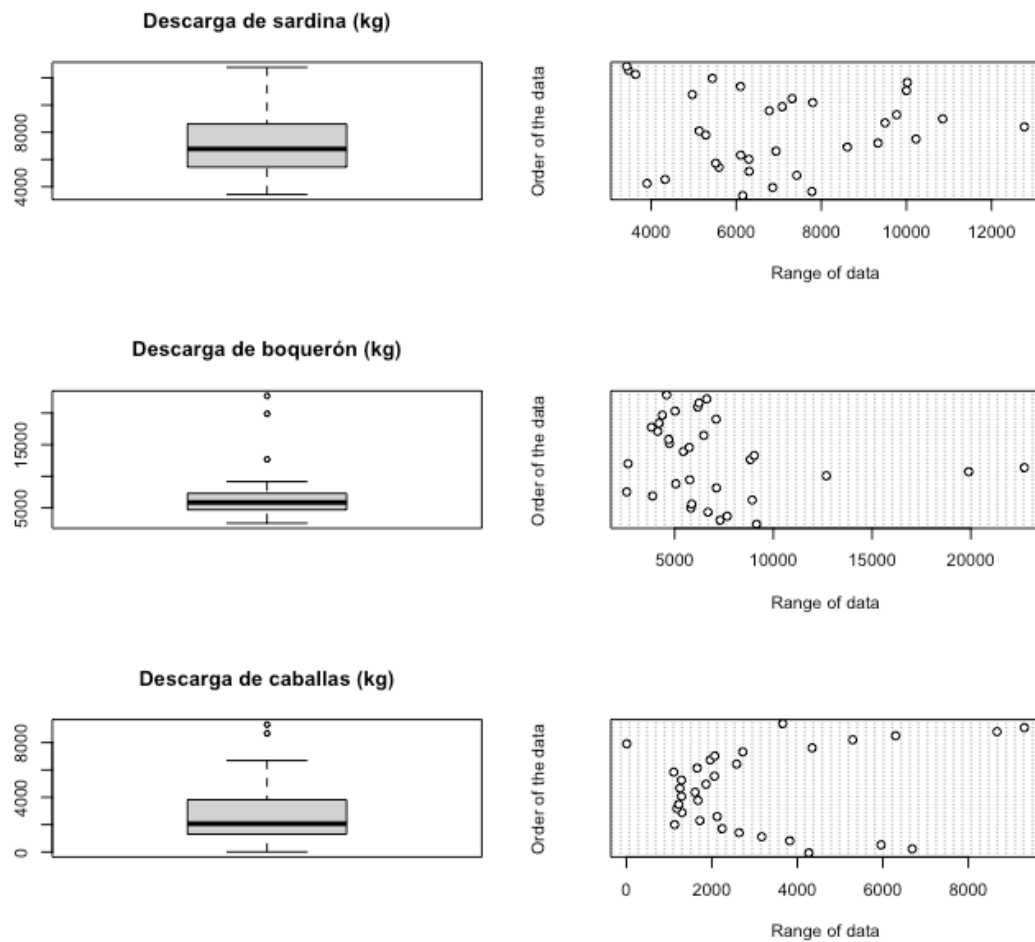


Figura 15. Gráficos boxplot y dotchart de las descargas de sardina (arriba), boquerón (centro) y caballas (abajo).

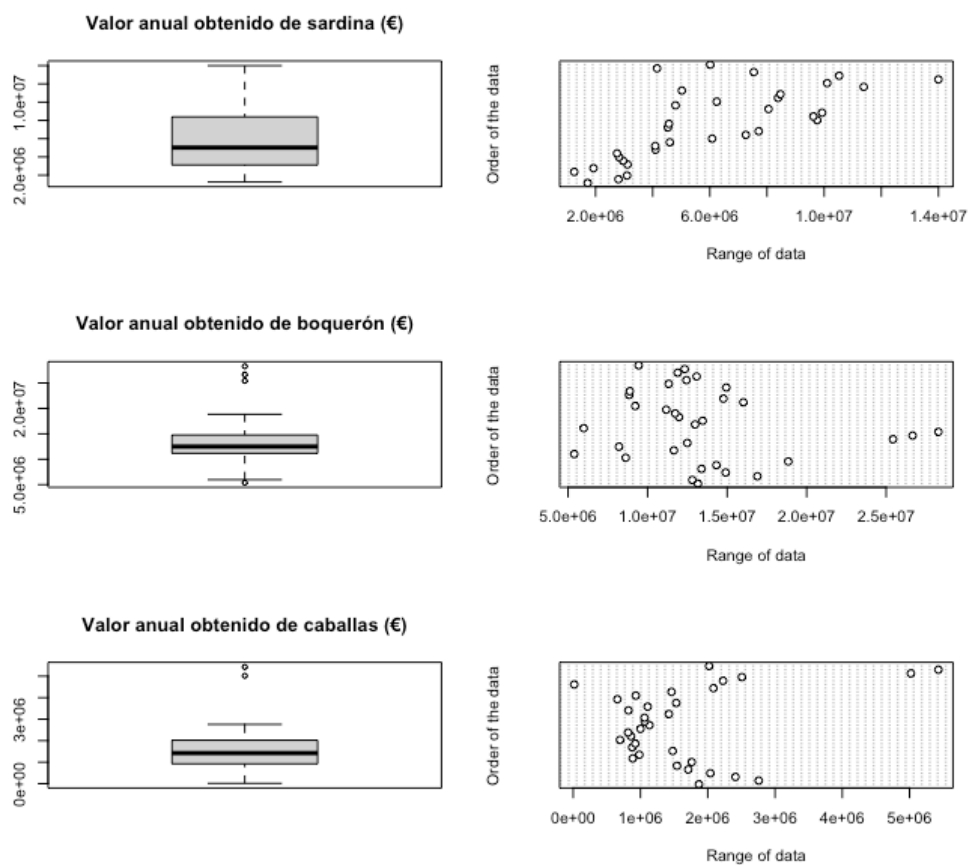


Figura 16. Gráficos boxplot y dotchart del valor anual obtenido de sardina (arriba), boquerón (centro) y caballas (abajo).

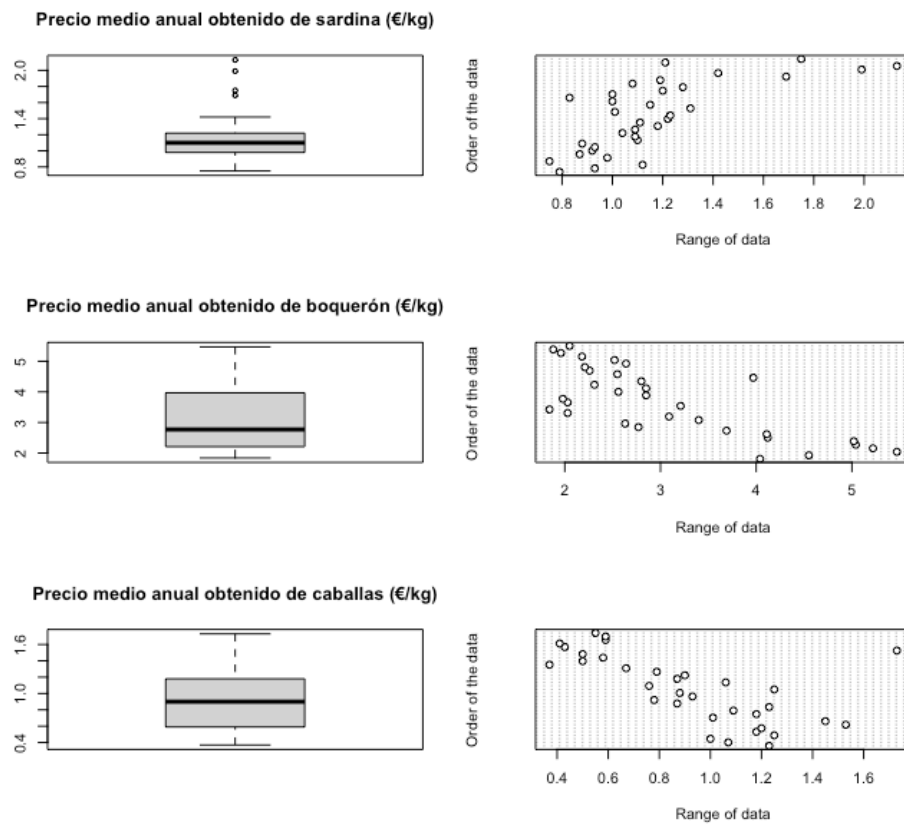


Figura 17. Gráficos boxplot y dotchart del precio medio anual de sardina (arriba), boquerón (centro) y caballas (abajo).



## ANEXO II: Gráficos de autocorrelación

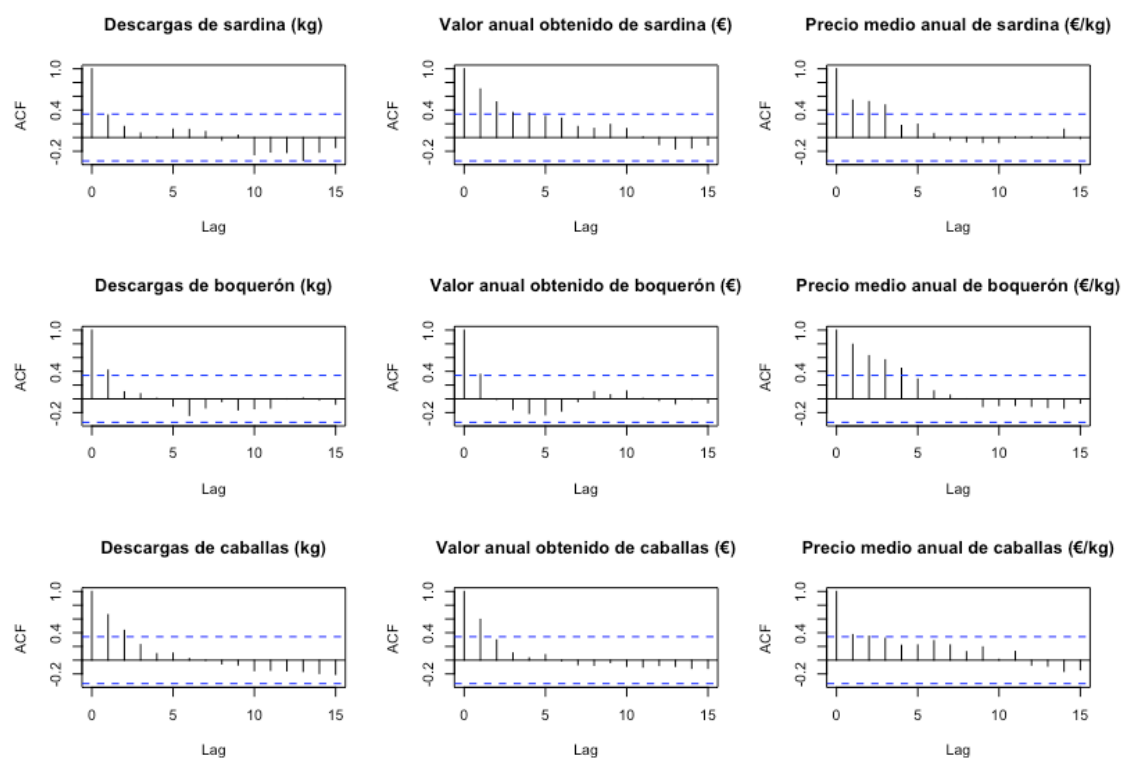


Figura 18. Gráficos de autocorrelación para las variables de descarga, valor anual obtenido y precio medio anual para los grupos estudiados en este trabajo: Sardina (fila superior), boquerón (fila central) y caballas (fila inferior).

### **ANEXO III: Pares de variables colineales**

Tabla 16. Coeficientes de correlación de Pearson junto con los pares de variables colineales. Los asteriscos (\*\*\*) describen un nivel de significancia  $p < 0,001$ .

<b>Pares de variables explicativas</b>		<b>Coeficiente de correlación de Pearson</b>
NAO	AO	0,772 ***
NAO1	AO1	0,754 ***
NAO2	AO2	0,749 ***
NAO3	AO3	0,790 ***
NAOw	AOw	0,805 ***
NAOw1	AOw1	0,806 ***
NAOw2	AOw2	0,802 ***
NAOw3	AOw3	0,803 ***
NAOs2	AOs2	0,753 ***
NAOs2	EAs1	-0,713 ***
NAOs3	AOs3	0,738 ***
EA	EAs	0,784 ***
EA1	EAs1	0,802 ***
EA2	EAs2	0,740 ***
EA3	EAs3	0,739 ***

## **ANEXO IV: Prueba de Shapiro-Wilk en las variables respuesta**

Tabla 17. Resultados de la prueba de Shapiro-Wilk para el análisis de la normalidad en las variables respuesta de los modelos. Se muestran los coeficientes de la prueba estadística, a la izquierda con la base de datos "dataset" y a la derecha con la base de datos "media móvil". El asterisco "\*" representa un p-valor inferior a 0,05 y, por tanto, confirmación de la hipótesis alternativa (no cumple normalidad).

	<b>Especie</b>	<b>Dataset</b>	<b>Media móvil</b>
<b>Descargas</b>	<b>Boquerón</b>	0,71 *	0,69
	<b>Sardina</b>	0,96	0,99 *
	<b>Caballas</b>	0,83 *	0,76 *
<b>Precio medio</b>	<b>Boquerón</b>	0,88 *	0,82 *
	<b>Sardina</b>	0,84 *	0,82 *
	<b>Caballas</b>	0,96	0,94

## **ANEXO V: Modelos estadísticos generados**

### **1. Modelos de boquerón**

#### **1.1. Base de datos "dataset"**

##### **1.1.1. Modelo de regresión lineal múltiple**

```
> lm.109 <- lm(Desc_ANE~EAs3_cb, data=dataset)
> summary (lm.109)
```

Call:

```
lm(formula = Desc_ANE ~ EAs3_cb, data = dataset)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-4138.0	-2367.0	-884.6	711.0	15996.0

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	6712.8	687.0	9.771	5.56e-11 ***
EAs3_cb	-2038.4	771.6	-2.642	0.0128 *

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 3896 on 31 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.1838, Adjusted R-squared: 0.1574

F-statistic: 6.979 on 1 and 31 DF, p-value: 0.01281

##### **1.1.2. Modelo lineal generalizado**

```
> glm.083 <- glm(Desc_ANE~NAOs2+AOW1+EA3_sq,
+               family = Gamma(link = "inverse"), data=dataset)
> summary(glm.083)
```

Call:

```
glm(formula = Desc_ANE ~ NAOs2 + AOW1 + EA3_sq, family =
Gamma(link = "inverse"),
data = dataset)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.60933	-0.37596	-0.07272	0.14124	1.29904

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	1.649e-04	1.757e-05	9.383	2.75e-10 ***
NAOs2	-3.783e-05	1.740e-05	-2.175	0.0380 *
AOW1	3.466e-05	1.442e-05	2.404	0.0229 *
EA3_sq	-1.464e-04	7.247e-05	-2.021	0.0526 .

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.2243291)

Null deviance: 7.9630 on 32 degrees of freedom

Residual deviance: 4.9296 on 29 degrees of freedom

AIC: 618.14

Number of Fisher Scoring iterations: 5

### 1.1.3. Modelo generalizado aditivo

```
> gam.031 <- gam(Desc_ANE~s(NAO)+s(EAw2),family = Gamma ,data=
dataset)
```

```
> summary (gam.031) # Ninguna variable EA mejora el modelo.
```

Family: Gamma

Link function: inverse

Formula:

Desc\_ANE ~ s(NAO) + s(EAw2)

Parametric coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	1.661e-04	8.165e-06	20.34	6.67e-16 ***

```
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Approximate significance of smooth terms:

	edf	Ref.df	F	p-value
s(NAO)	8.673	8.964	9.834	2.9e-07 ***
s(EAw2)	1.000	1.000	9.657	0.00495 **

```
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

R-sq.(adj) = 0.793 Deviance explained = 78.3%

GCV = 0.1142 Scale est. = 0.074191 n = 33

### 1.1.4. Modelo GLM bioeconómico

```
> glm.ANE.002 <- glm(Precio_rel_ANE~NAOs2,
+                    family = Gamma(link = "inverse"),
data=dataset)
> summary(glm.ANE.002)
```

Call:

```
glm(formula = Precio_rel_ANE ~ NAOs2, family = Gamma(link =
"inverse"),
    data = dataset)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.53697	-0.23240	-0.09625	0.17791	0.63582

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	0.31803	0.01887	16.853	<2e-16 ***
NAOs2	-0.04870	0.02615	-1.862	0.0721 .

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.1127997)

Null deviance: 3.6426 on 32 degrees of freedom  
 Residual deviance: 3.2487 on 31 degrees of freedom  
 AIC: 94.415

Number of Fisher Scoring iterations: 5

## 1.2. Base de datos "media móvil"

### 1.2.1. Modelo de regresión lineal múltiple

```
> lm.108 <- lm(Desc_ANE~NAOw3_cb+A02+EAs3_cb, data=dataset)
> summary(lm.108)
```

Call:

```
lm(formula = Desc_ANE ~ NAOw3_cb + A02 + EAs3_cb, data =
dataset)
```

Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-3209.7	-1092.0	-705.5	986.0	5839.1

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	5935.3	468.6	12.665	7.15e-13 ***
NAOw3_cb	2526.1	1015.8	2.487	0.0194 *
A02	-3822.4	1525.7	-2.505	0.0186 *
EAs3_cb	-2428.5	889.1	-2.731	0.0110 *

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 2169 on 27 degrees of freedom  
 Multiple R-squared: 0.5899, Adjusted R-squared: 0.5443  
 F-statistic: 12.95 on 3 and 27 DF, p-value: 1.991e-05

### 1.2.2. Modelo GLM

```
> glm.082 <- glm(Desc_ANE~NAOw3_cb+A03+EA3,
+               family = Gamma(link = "inverse"), data=dataset)
```

```
> summary(glm.082)
```

Call:  
 glm(formula = Desc\_ANE ~ NAOw3\_cb + A03 + EA3, family =  
 Gamma(link = "inverse"),  
 data = dataset)

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.30245	-0.16725	0.00801	0.08641	0.58998

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	1.704e-04	7.495e-06	22.730	< 2e-16 ***
NAOw3_cb	-5.411e-05	9.835e-06	-5.502	7.94e-06 ***
A03	1.260e-04	2.471e-05	5.099	2.33e-05 ***
EA3	9.866e-05	2.562e-05	3.851	0.000655 ***

---  
 Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.04320993)

Null deviance: 4.3761 on 30 degrees of freedom  
 Residual deviance: 1.0505 on 27 degrees of freedom  
 AIC: 537.85

Number of Fisher Scoring iterations: 4

### 1.2.3. Modelo GAM

```
> gam.032 <- gam(Desc_ANE~s(NAOs3)+s(A02)+s(EAw3),family =  

  Gamma, data= dataset)  

> summary(gam.032)
```

Family: Gamma  
 Link function: inverse

Formula:  
 Desc\_ANE ~ s(NAOs3) + s(A02) + s(EAw3)

Parametric coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	1.534e-04	7.164e-06	21.41	<2e-16 ***

---  
 Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Approximate significance of smooth terms:

	edf	Ref.df	F	p-value
s(NAOs3)	1.000	1.000	21.98	6.53e-05 ***
s(A02)	1.000	1.000	14.01	0.000879 ***

```
s(EAw3)  2.446  3.109  3.18 0.039530 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
R-sq.(adj) = 0.606   Deviance explained = 62.7%
GCV = 0.077573   Scale est. = 0.065072   n = 31
```

#### 1.2.4. Modelo de regresión lineal múltiple bioeconómico

```
> lm.ANE.002 <- lm(Precio_rel_ANE~Desc_ANE+NAOW3_cb+EAs3_cb,
data=dataset)
> summary(lm.ANE.002)
```

```
Call:
lm(formula = Precio_rel_ANE ~ Desc_ANE + NAOW3_cb + EAs3_cb,
    data = dataset)
```

```
Residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.15692 -0.35554 -0.03916  0.32064  1.51209
```

```
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  4.471e+00  3.583e-01  12.478 1.01e-12 ***
Desc_ANE     -2.108e-04  5.423e-05  -3.887 0.000596 ***
NAOW3_cb     -5.575e-01  3.172e-01  -1.757 0.090175 .
EAs3_cb      -1.882e+00  3.141e-01  -5.994 2.15e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 0.6785 on 27 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5789,    Adjusted R-squared:  0.5321
F-statistic: 12.37 on 3 and 27 DF,  p-value: 2.822e-05
```

#### 1.2.5. Modelo GLM bioeconómico

```
> glm.ANE.003 <- glm(Precio_rel_ANE~Desc_ANE+A03+EA3,
+                    family = Gamma(link = "identity"),
data=dataset)
> summary(glm.ANE.003)
```

```
Call:
glm(formula = Precio_rel_ANE ~ Desc_ANE + A03 + EA3, family =
Gamma(link = "identity"),
    data = dataset)
```

```
Deviance Residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.40996 -0.15680 -0.05292  0.21702  0.37322
```

```
Coefficients:
```



```

              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  4.3283926  0.3830504  11.300 9.70e-12 ***
Desc_ANE     -0.0001663  0.0000443  -3.754 0.000845 ***
A03          -1.0365839  0.5963876  -1.738 0.093587 .
EA3          -3.4736218  0.7482947  -4.642 7.97e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.05324653)

Null deviance: 2.7157 on 30 degrees of freedom
Residual deviance: 1.4066 on 27 degrees of freedom
AIC: 69.456

```

## 2. Modelos de sardina

### 2.1. Base de datos "dataset"

#### 2.1.1. Modelo de regresión lineal múltiple

```

> lm.060 <- lm(Desc_PIL~NA0w1_cb+A0w3_cb, data=dataset)
> # Ninguna variable EA es introducida de manera significativa
> summary(lm.060)

```

Call:

```
lm(formula = Desc_PIL ~ NA0w1_cb + A0w3_cb, data = dataset)
```

Residuals:

```

      Min       1Q   Median       3Q      Max
-3746.6 -1541.2  -377.4  1550.4  5265.3

```

Coefficients:

```

              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   7427.1      400.4  18.550  <2e-16 ***
NA0w1_cb     -1074.2      403.4   -2.663   0.0123 *
A0w3_cb       -428.0      174.9   -2.447   0.0205 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Residual standard error: 2082 on 30 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.2522, Adjusted R-squared: 0.2024

F-statistic: 5.06 on 2 and 30 DF, p-value: 0.01278

#### 2.1.2. Modelo GLM

```

> glm.078 <- glm(Desc_PIL~NA0w_sq+A03_cb+EA1_cb,
+               family = Gamma(link = "identity"),
data=dataset)
> summary(glm.078)

```

Call:

```
glm(formula = Desc_PIL ~ NAOw_sq + A03_cb + EA1_cb, family =
Gamma(link = "identity"),
data = dataset)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.64583	-0.16141	-0.03028	0.12006	0.55056

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	8118.4	445.4	18.226	< 2e-16 ***
NAOw_sq	-1661.3	391.2	-4.247	0.000204 ***
A03_cb	-1635.8	932.0	-1.755	0.089801 .
EA1_cb	-2675.5	639.4	-4.185	0.000242 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.06415542)

Null deviance: 3.6468 on 32 degrees of freedom  
Residual deviance: 1.8835 on 29 degrees of freedom  
AIC: 590.08

Number of Fisher Scoring iterations: 6

### 2.1.3. Modelo GAM

```
> gam.033 <- gam(Desc_PIL~s(NAOw1)+s(A0s3)+s(EAs),family = Gamma
,data= dataset)
> summary(gam.033)
```

Family: Gamma  
Link function: inverse

Formula:

Desc\_PIL ~ s(NAOw1) + s(A0s3) + s(EAs)

Parametric coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	1.538e-04	5.257e-06	29.25	<2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Approximate significance of smooth terms:

	edf	Ref.df	F	p-value
s(NAOw1)	1.676	2.043	7.662	0.00310 **
s(A0s3)	6.805	7.807	4.657	0.00217 **
s(EAs)	3.396	4.213	4.052	0.01291 *

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
R-sq.(adj) = 0.721    Deviance explained = 79%
GCV = 0.062315    Scale est. = 0.036584    n = 33
```

## 2.2. Base de datos "media móvil".

### 2.2.1. Modelo de regresión lineal múltiple

```
> lm.100 <- lm(Desc_PIL~NAOW1+AOS1+EAS1, data=dataset)
> summary(lm.100)
```

Call:

```
lm(formula = Desc_PIL ~ NAOW1 + AOS1 + EAS1, data = dataset)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1635.3	-678.4	-261.0	415.7	2311.0

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	8405.4	319.6	26.302	< 2e-16	***
NAOW1	-3360.2	590.9	-5.686	4.85e-06	***
AOS1	4928.4	1112.1	4.432	0.00014	***
EAS1	1259.9	518.0	2.432	0.02191	*

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1078 on 27 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.6164, Adjusted R-squared: 0.5738

F-statistic: 14.46 on 3 and 27 DF, p-value: 8.23e-06

### 2.2.2. Modelo GLM

```
> glm.095 <- glm(Desc_PIL~NAOW1+AOS1_cb+EAW3_sq,
+               family = Gamma(link = "identity"),
data=dataset)
> summary(glm.095)
```

Call:

```
glm(formula = Desc_PIL ~ NAOW1 + AOS1_cb + EAW3_sq, family =
Gamma(link = "identity"),
    data = dataset)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.239044	-0.074926	-0.002323	0.090383	0.249342

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	8103.1	297.8	27.206	< 2e-16	***
NAOW1	-4953.9	496.5	-9.977	1.49e-10	***
AOS1_cb	13056.0	1951.6	6.690	3.51e-07	***

```

EAW3_sq      2970.1      719.4    4.129 0.000315 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.01588231)

Null deviance: 1.71373  on 30  degrees of freedom
Residual deviance: 0.43098  on 27  degrees of freedom
AIC: 513.72

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```

### 2.2.3. Modelo GAM

```

> gam.037 <- gam(Desc_PIL~s(AOs2)+s(EA1),family = Gamma ,data=
dataset)
> summary (gam.037)

Family: Gamma
Link function: inverse

Formula:
Desc_PIL ~ s(AOs2) + s(EA1)

Parametric coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.473e-04  2.850e-06   51.68  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Approximate significance of smooth terms:
              edf Ref.df      F  p-value
s(AOs2)  3.588   4.299  9.605 8.02e-05 ***
s(EA1)   5.408   6.461 12.785 1.87e-07 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

R-sq.(adj) =  0.794  Deviance explained = 86.7%
GCV = 0.016052  Scale est. = 0.011008  n = 31

```

### 2.2.4. Modelo de regresión lineal múltiple bioeconómico

```

> lm.PIL.002 <- lm(Precio_rel_PIL~Desc_PIL+EAs1, data=dataset)
> summary(lm.PIL.002)

Call:
lm(formula = Precio_rel_PIL ~ Desc_PIL + EAs1, data = dataset)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.20491 -0.12887 -0.05561  0.07098  0.49091

```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	1.520e+00	1.523e-01	9.976	1.02e-10	***
Desc_PIL	-5.985e-05	2.133e-05	-2.806	0.00903	**
EAs1	4.649e-01	8.137e-02	5.713	3.98e-06	***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1846 on 28 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.5488, Adjusted R-squared: 0.5166

F-statistic: 17.03 on 2 and 28 DF, p-value: 1.448e-05

### 2.2.5. Modelo GLM bioeconómico

```
> glm.PIL.002 <- glm(Precio_rel_PIL~A0s1_cb,
+                    family = Gamma(link = "identity"),
data=dataset)
> summary(glm.PIL.002)
```

Call:

```
glm(formula = Precio_rel_PIL ~ A0s1_cb, family = Gamma(link =
"identity"),
    data = dataset)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.28297	-0.17818	-0.01238	0.03367	0.50001

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	1.14735	0.04534	25.30	<2e-16	***
A0s1_cb	-0.57197	0.32863	-1.74	0.0924	.

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.04755077)

Null deviance: 1.3603 on 30 degrees of freedom

Residual deviance: 1.2142 on 29 degrees of freedom

AIC: 1.7599

Number of Fisher Scoring iterations: 4

### 2.2.6. Modelo GAM bioeconómico

```
> gam.PIL.002 <- gam(Precio_rel_PIL~s(EA1), family = Gamma,
data=dataset)
> summary(gam.PIL.002)
```

Family: Gamma

Link function: inverse

Formula:

Precio\_rel\_PIL ~ s(EA1)

Parametric coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	0.88031	0.02347	37.52	<2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Approximate significance of smooth terms:

	edf	Ref.df	F	p-value
s(EA1)	3.117	3.875	10.49	2.12e-05 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

R-sq.(adj) = 0.54 Deviance explained = 61.4%

GCV = 0.022538 Scale est. = 0.021627 n = 31

### **3. Modelos de caballas**

#### **3.1. Base de datos "dataset"**

##### **3.1.1. Modelo de regresión lineal múltiple**

```
> lm.109 <- lm(Desc_MAZ~NAOs3_sq+EA_cb, data=dataset)
> summary(lm.109)
```

Call:

```
lm(formula = Desc_MAZ ~ NAOs3_sq + EA_cb, data = dataset)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3238.6	-1067.9	-48.2	630.3	3755.4

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	2166.8	349.9	6.192	8.17e-07 ***
NAOs3_sq	769.8	425.0	1.811	0.0801 .
EA_cb	4748.1	994.0	4.777	4.37e-05 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1588 on 30 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.5338, Adjusted R-squared: 0.5028

F-statistic: 17.18 on 2 and 30 DF, p-value: 1.067e-05

##### **3.1.2. Modelo GAM**

```
> gam.025 <- gam(Desc_MAZ~s(EA),family = Gamma ,data= dataset)
```

```
> dataset=read.table("dataset.txt", header = T)
> lm.109 <- lm(Desc_MAZ~NAOs3_sq+EA_cb, data=dataset)
> summary(lm.109)
```

Call:

```
lm(formula = Desc_MAZ ~ NAOs3_sq + EA_cb, data = dataset)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3238.6	-1067.9	-48.2	630.3	3755.4

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	2166.8	349.9	6.192	8.17e-07	***
NAOs3_sq	769.8	425.0	1.811	0.0801	.
EA_cb	4748.1	994.0	4.777	4.37e-05	***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1588 on 30 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.5338, Adjusted R-squared: 0.5028

F-statistic: 17.18 on 2 and 30 DF, p-value: 1.067e-05

### 3.1.2. Modelo GAM

```
> summary(gam.025)
```

Family: Gamma

Link function: inverse

Formula:

```
Desc_MAZ ~ s(EA)
```

Parametric coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	3.778e-04	4.196e-05	9.004	3.69e-10	***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Approximate significance of smooth terms:

	edf	Ref.df	F	p-value	
s(EA)	1	1	13.8	0.000764	***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

R-sq.(adj) = 0.411 Deviance explained = 19%

GCV = 0.64232 Scale est. = 0.3826 n = 33

### 3.1.3. Modelo bioeconómico GAM

```
> gam.MAZ.002 <-gam(Precio_rel_MAZ~s(EA),family = Gamma,data=
dataset)
> summary(gam.MAZ.002)
```

```
Family: Gamma
Link function: inverse
```

```
Formula:
Precio_rel_MAZ ~ s(EA)
```

```
Parametric coefficients:
```

```
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.12650    0.06543   17.22  <2e-16 ***
```

```
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Approximate significance of smooth terms:
```

```
              edf Ref.df      F p-value
s(EA) 1.25    1.46 8.774 0.00474 **
```

```
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
R-sq.(adj) =  0.226   Deviance explained =  27%
GCV = 0.12443   Scale est. = 0.10771    n = 33
```

### 3.2. Base de datos "media móvil"

#### 3.2.1. Modelo de regresión lineal múltiple

```
> lm.075 <- lm(Desc_MAZ~NAOs3_sq+A0w3+EA_cb, data=dataset)
> # La variable que más mejora el modelo es el lm.075 (EA_cb)
> summary(lm.075)
```

```
Call:
```

```
lm(formula = Desc_MAZ ~ NAOs3_sq + A0w3 + EA_cb, data = dataset)
```

```
Residuals:
```

```
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-1641.3  -771.6  -226.5    501.1   3010.6
```

```
Coefficients:
```

```
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   1965.3      317.9    6.183 1.31e-06 ***
NAOs3_sq      1022.1      543.8    1.879  0.07103 .
A0w3          -756.9      399.3   -1.896  0.06876 .
EA_cb         4595.1     1293.3    3.553  0.00142 **
```

```
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 1170 on 27 degrees of freedom
```



Multiple R-squared: 0.6588, Adjusted R-squared: 0.6209  
F-statistic: 17.37 on 3 and 27 DF, p-value: 1.748e-06

### 3.2.2. Modelo GLM

```
> glm.098 <- glm(Desc_MAZ~NAOs3_sq+A0w3+EAs_sq,
+               family = Gamma(link = "inverse"), data=dataset)
> summary(glm.098)
```

Call:

```
glm(formula = Desc_MAZ ~ NAOs3_sq + A0w3 + EAs_sq, family =
Gamma(link = "inverse"),
    data = dataset)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.69358	-0.28095	-0.05945	0.12657	0.96758

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	5.593e-04	4.977e-05	11.238	1.1e-11	***
NAOs3_sq	-1.381e-04	4.277e-05	-3.229	0.00325	**
A0w3	2.320e-04	6.801e-05	3.411	0.00205	**
EAs_sq	-1.280e-04	4.107e-05	-3.116	0.00432	**

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Gamma family taken to be 0.1675799)

Null deviance: 10.4199 on 30 degrees of freedom  
Residual deviance: 3.8053 on 27 degrees of freedom  
AIC: 515.83

Number of Fisher Scoring iterations: 5

### 3.2.3. Modelo GAM

```
> gam.033 <- gam(Desc_MAZ~s(NAOs3) + s(A0w3) + s(EAs),family =
Gamma ,data= dataset)
> summary(gam.033)
```

Family: Gamma

Link function: inverse

Formula:

```
Desc_MAZ ~ s(NAOs3) + s(A0w3) + s(EAs)
```

Parametric coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	4.592e-04	1.659e-05	27.67	2.98e-15	***

```
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Approximate significance of smooth terms:

	edf	Ref.df	F	p-value	
s(NAOs3)	7.228	8.086	11.477	7.93e-07	***
s(AOw3)	1.000	1.000	27.705	4.57e-05	***
s(EAs)	5.288	6.246	6.237	0.000962	***

```
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

R-sq.(adj) = 0.942 Deviance explained = 94.4%

GCV = 0.066555 Scale est. = 0.035693 n = 31

### 3.2.4. Modelo de regresión lineal múltiple bioeconómico

```
> lm.MAZ.003<-lm(Precio_rel_MAZ~EA_cb, data=dataset)
> summary (lm.MAZ.003)
```

Call:

```
lm(formula = Precio_rel_MAZ ~ EA_cb, data = dataset)
```

Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.45594	-0.06369	0.00105	0.12988	0.39012

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	0.97373	0.04057	24.002	< 2e-16	***
EA_cb	-0.70185	0.17763	-3.951	0.000457	***

```
---
```

```
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Residual standard error: 0.2154 on 29 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.3499, Adjusted R-squared: 0.3275

F-statistic: 15.61 on 1 and 29 DF, p-value: 0.0004567